

中文名词性谓词语义角色标注*

李军辉^{1,2}, 周国栋^{1,2}, 朱巧明^{1,2}, 钱培德^{1,2+}

¹(苏州大学 计算机科学与技术学院, 江苏 苏州 215006)

²(江苏省计算机信息处理技术重点实验室, 江苏 苏州 215006)

Semantic Role Labeling in Chinese Language for Nominal Predicates

LI Jun-Hui^{1,2}, ZHOU Guo-Dong^{1,2}, ZHU Qiao-Ming^{1,2}, QIAN Pei-De^{1,2+}

¹(School of Computer Science and Technology, Soochow University, Suzhou 215006, China)

²(Jiangsu Provincial Key Laboratory for Computer Information Processing Technology, Suzhou 215006, China)

+ Corresponding author: E-mail: pdqian@suda.edu.cn

Li JH, Zhou GD, Zhu QM, Qian PD. Semantic role labeling in Chinese language for nominal predicates. *Journal of Software*, 2011, 22(8): 1725-1737. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/3885.htm>

Abstract: This paper explores semantic role labeling (SRL) in the Chinese language for nominal predicates. In addition to the widely adopted features of verbal SRL, various nominal predicate-specific features are also explored. Moreover, the nominal SRL performance has been improved by properly integrating features that were derived from a state-of-the-art verbal SRL system. Finally, the paper explains in detail the nominal predicate recognition, which is essential in a fully automatic nominal SRL system. Evaluations on Chinese NomBank show that proper integration of a verbal SRL system significantly improves the performance of a nominal SRL. It also shows that this nominal SRL system achieves the performance of 72.67 in *F1*-measure on golden parse trees and golden predicates, and outperforms the state-of-the-art nominal SRL systems in the Chinese language; however, the performance drops to 55.14 in *F1*-measure on automatic parse trees and automatic predicates.

Key words: semantic role labeling; nominal predicate-specific feature; verbal SRL feature; nominal predicate recognition

摘要: 研究了中文名词性谓词的语义角色标注(semantic role labeling, 简称 SRL). 在使用传统动词性谓词 SRL 相关特征的基础上, 进一步提出了名词性谓词 SRL 相关的特征集. 此外, 探索了中文动词性谓词 SRL 对中文名词性谓词 SRL 的影响, 并且联合谓词自动识别实现了全自动的中文名词性谓词 SRL. 在中文 NomBank 上的实验结果表明, 中文动词性谓词的 SRL 合理使用能够大幅度提高中文名词性谓词的 SRL 性能; 基于正确句法树和正确谓词识别, 中文名词性谓词的 SRL 性能 *F1* 值达到了 72.67, 大大优于目前国内外的同类系统; 基于自动句法树和自动谓词识别, 性能 *F1* 值为 55.14.

关键词: 语义角色标注; 名词性谓词相关特征; 动词性语义角色标注特征; 名词性谓词识别

中图法分类号: TP391 文献标识码: A

* 基金项目: 国家自然科学基金(90920004, 60873150, 60970056); 江苏省自然科学基金(BK2008160)

收稿时间: 2009-05-13; 修改时间: 2009-10-14; 定稿时间: 2010-03-29

作为自然语言处理的一项研究重点,语义分析能够将人类自然语言转化为计算机能够理解的形式化语言,从而实现人与计算机之间的相互理解.语义角色标注(semantic role labeling,简称 SRL)是一种浅层的语义分析,因具有任务明确、评测容易等特点而成为目前的研究热点.给定一个句子,SRL 的任务是找出句子中谓词的相应语义角色成分,包括核心语义角色(如施事者、受事者等)和附属语义角色(如地点、时间、方式、原因等).SRL 标注的语义角色对回答 5W 问题(who,what,when,where,why)提供了强有力的支持,这使得其应用非常广泛,包括问答系统^[1]、指代消解^[2]、信息检索^[3]和机器翻译^[4]等领域.根据谓词类别的不同,可以将现有的 SRL 分为动词性谓词 SRL 和名词性谓词 SRL.

随着 FrameNet^[5],PropBank^[6]语料库的发布,CoNLL-2004^[7]和 2005^[8]评测极大地推动了基于动词性谓词的英文 SRL 的研究.在相关研究中^[9-13],研究者们主要围绕如何从浅层或深层句法树中挖掘出有效的特征^[9-11]、将树核函数应用于 SRL^[12]以及全局优化系统性能^[13]等关键问题展开了深入探索,并取得了一定的成功.鉴于 PropBank 只针对 Penn TreeBank^[14]中的动词性谓词,NomBank^[15]语料库采用与 PropBank 一致的标注框架,进一步标注了 Penn TreeBank 中的名词性谓词及其语义角色.Jiang 和 Ng^[16]首次以 NomBank 为实验语料,将基于动词性谓词的英文 SRL 方法移植于名词性谓词的英文 SRL,并探索了大量与英文名词性谓词相关的特征.

相对而言,由于中文 PropBank^[17]和中文 NomBank^[18]发布较晚,相关中文 SRL 研究也较少,且主要属于跟进型研究.Sun 和 Pradhan 等人^[19,20]相继探索了中文动词性和名词性谓词的语义角色标注,但其实验采用的都是作者手工标注的小规模语料.Xue 等人^[21-23]利用大规模语料库中文 PropBank 和中文 NomBank 展开了中文动词性和名词性谓词的 SRL.其中,Xue 和 Palmer^[21]实现了中文动词性谓词 SRL,在使用正确和自动句法树情况下,性能 F1 值分别取得了 91.3 和 61.3.Xue^[22]进一步探索了中文名词性谓词 SRL.文献[22]还尝试了借助动词性谓词的标注实例来扩展名词性谓词 SRL 的训练集规模,以期提高名词性谓词 SRL 性能.但是,实验结果并未如愿,其原因在于动词性和名词性谓词标注实例中的特征值差异非常明显.Xue^[23]通过使用更佳性能的自动分析句法树和制定一些新的特征,进一步提高了动词性和名词性谓词的中文 SRL 性能.Ding 和 Chang^[24]讨论了基于层次的特征选择方法在动词性谓词的中文角色分类任务中的应用,基于正确的句法树,角色分类准确率达到 94.68%.Chen 等人^[25]从语义学的角度讨论了浅层语义分析的发展历史和理论基础,比较了当前英语两大语义角色体系和汉语角色体系,并给出了浅层语义分析中统计模型的现有特征集的句法语义分类.Che^[26]将核方法应用于英文动词性谓词 SRL,除了使用已有的核方法以外,还提出了多种新的核方法.文献[26]还首次将基于核方法应用于中文动词性谓词 SRL,得到了与英文相同的性能趋势.

除了以上描述的基于短语句法树的 SRL 以外,基于依存句法树的 SRL 也已成为目前研究的热点.CoNLL-2008 评测^[27]包括英文的依存句法分析和 SRL.虽然此次评测的主要目标是促进依存句法分析和 SRL 的联合学习研究,但从提交的评测结果来看,联合学习系统取得的 SRL 性能仍低于基于 Pipeline 方式的 SRL 性能.CoNLL-2009 评测^[28]在 CoNLL-2008 的基础上,从英文一门语言扩展为包括中英文在内的 7 门语言.需要说明的是,为了更好地满足应用的需求,CoNLL-2008 评测首次包含了谓词的自动识别,说明了谓词自动识别的重要性.但是,该次评测主要针对基于依存句法树的英文名词性谓词自动识别,这导致其谓词自动识别方法并不适合于基于句法成分的句法树.因此,探索基于句法成分句法树的中文名词性谓词自动识别显示非常有必要,意义十分明确.

本文的工作主要围绕中文名词性谓词的 SRL 展开,给定某棵句法树和其中的谓词,共分 3 个步骤进行:首先,根据语言学知识制定裁剪规则,过滤掉不大可能担当语义角色的组块;其次,使用一个二元分类器进行角色识别,即判断某组块单元是否担当语义角色;最后进行角色分类,即对第 2 步确定为语义角色的组块,进一步采用多元分类器标注其角色类别.

本文的内容包括:(1) 根据角色与谓词之间的结构关系,制定了适合于名词性谓词 SRL 的特征集合;(2) 利用动词性谓词 SRL 进一步提高了名词性谓词 SRL 性能;(3) 探索了基于短语成分句法树的名词性谓词自动识别研究,构建了包含句法分析、谓词自动识别功能的全自动中文名词性谓词 SRL 系统.

在中文 NomBank 上的实验结果表明:基于正确句法树和正确谓词识别,名词性谓词的中文 SRL 性能 F1 值达到了 72.67,大大优于目前国内外同类系统;基于自动句法树和自动谓词识别,名词性谓词的中文 SRL 性能 F1

值为 55.14.这说明名词性谓词的中文 SRL 仍具有非常大的挑战性,有待进一步探索研究.

1 中文 NomBank 介绍

中文 NomBank 继承了英文 NomBank 的标注框架,标注了中文 TreeBank^[29]中的名词性谓词及其语义角色,分为核心语义角色和附加语义角色.其中,核心语义角色(core argument)有 Arg0~Arg5 共 6 种.Arg0 通常表示动作的施事者,Arg1 通常表示动作的受事者,Arg2~Arg5 根据谓词的不同会有不同的语义含义.其余的语义角色称为附加语义角色,使用 ArgM 表示.附加语义角色通常含义明确,并不会随谓词的不同而不同,例如,ArgM-LOC 表示事件发生的地点,ArgM-TMP 表示事件发生的时间等等.图 1 给出了中文 NomBank 中的两个标注实例,谓词的语义角色分别对应了句法树的某个组块单元.例如,谓词“投资”的两个核心语义角色分别为“外商/Arg0”和“银行/Arg1”;谓词“贷款”同样包含了两个核心语义角色,分别为“中国银行/Arg1”和“向外商投资银行/Arg0”.此外,它还包含了一个附加语义角色“人民币/ArgM-MNR”,表示贷款的形式.值得注意的是,谓词“贷款”与其 Arg1 角色“中国银行”之间必须存在某个动词来满足语法上的需要,这个动词“提供”被标记为“Sup”,称为支持性动词(support verb).当且仅当某个动词与当前名词性谓词拥有 1 个或多个相同的角色成分时,该动词才称为当前名词性谓词的支持性动词^[18].例如,在图 1 中,因为组块 NP(中国银行)和组块 PP(向外商投资银行)同时担当名词性谓词“贷款”和动词“提供”的语义角色成分,因此,动词“提供”被标注为“贷款”的支持性动词.

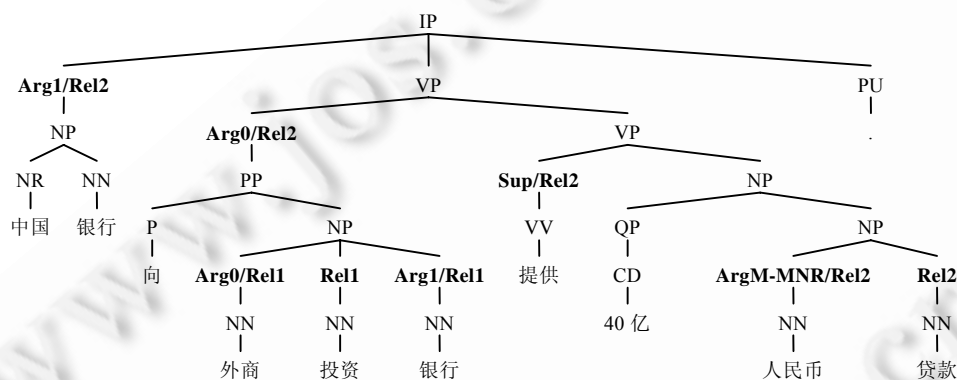


Fig.1 Nominal predicates “投资” and “贷款”, and their semantic arguments

图 1 名词性谓词“投资”和“贷款”及其语义角色

2 中文名词性谓词语义角色标注

如图 1 所示,根据担当语义角色的组块在句法树中与谓词之间的位置关系,可以将语义角色(包括核心角色和附属角色)分为两大类:(i) 内部角色,是指那些与谓词共同位于某名词短语内部的角色,这些角色与谓词之间的路径不存在 VP(动词短语)节点.例如,图 1 中谓词“投资”的 Arg0 和 Arg1 角色、谓词“贷款”的 ArgM-MNR 角色均属于内部角色.(ii) 外部角色,是指那些与谓词之间路径存在 VP 节点的角色,通常存在一个支持性动词将外部角色与谓词相关联.例如,图 1 中,谓词“贷款”的 Arg1 和 Arg0 角色均属于外部角色,外部角色与名词性谓词之间存在着某个支持性动词.将语义角色划分为内部和外部角色的好处在于,内部角色和外部角色在句法树中与谓词的位置关系各具特点,这导致在进行角色识别和角色分类时,有效的上下文信息将会体现在不同的方面.

本节首先描述系统流程;接着列出在角色识别和角色分类中使用的传统特征(traditional feature);最后,针对内部和外部角色,进一步提出了与名词性谓词相关的特征(nominal predicate-specific feature).

2.1 系统流程

给定某棵句法树及其中的名词性谓词,类似于文献[9,10,21-23]等,本文共分 3 个步骤进行语义角色标注:首

先,根据语言学知识制定裁剪规则过滤掉不大可能担当语义角色的组块单元;其次,使用一个二类分类器进行角色识别,即判断某组块单元是否担当语义角色;最后进行角色分类,即对第2步确定为语义角色的组块,进一步采用多类分类器标注其角色类别.

步骤 1. 角色剪枝.

在句法树中,仅有极少部分组块与目标谓词之间存在语义关系.通过仔细分析标注语料可以发现,担当语义角色的组块与目标谓词之间的位置呈现某种规律性.因此,根据语言学知识,参考 Xue^[22]制定的关于名词性谓词角色剪枝规则,我们分别为内部角色和外部角色制定不同的剪枝规则,过滤掉不大可能担当语义角色的组块.

内部角色剪枝.根据如下 3 条规则找到内部角色候选组块**:

- 所有目标谓词的兄弟组块皆为候选组块;
- 如果组块 CP 或 DNP 为候选组块,那么它的儿子组块也均为候选组块;
- 如果组块 C 的父节点也是目标谓词的祖先节点,并且组块 C 与目标谓词之间的句法路径仅包含 1 个或多个 NP 组块,那么 C 为候选组块;

外部角色剪枝.外部角色与名词性谓词之间存在某个支持性动词,并且外部角色同时还担当了支持性动词的某个语义成分.例如,在图 1 中,“NP(中国银行)”和“PP(向外商投资银行)”同时为支持性动词“提供”和名词性谓词“贷款”的语义角色.因此可以近似地认为,若组块集合 M 为支持性动词的语义角色候选组块,那么 M 也为相应名词性谓词的外部语义角色候选组块.但是,在测试过程中支持性动词是未知的,我们可以首先根据名词性谓词在句法树中的位置找到其对应的中介动词(intervening verb)^{***},接着采用文献[21]定义的规则找到担当中介动词的语义角色的候选组块集合.

步骤 2. 角色识别.

对每个目标谓词及担当其语义角色的候选组块集合,采用二元分类器(即 NULL 和 Non-NULL 两类)进一步过滤掉不大可能担当语义角色的组块.特别地,为了更好地避免实际担当语义角色的组块在本过程被标记为非语义角色组块,类似于 Pradhan 等人^[10]的做法,我们可以仅仅标记那些极有可能不担当语义成分的组块为非语义组块.即,若某组块的 NULL 类别的概率值大于某阈值(本文设置为 0.90),则认为其不大可能担当语义角色;否则,按步骤 3 进行角色分类.将角色识别的阈值设置为 0.90 的好处在于,能够尽可能地避免实际担当语义角色的成分被错误地标记为 Non-NULL 类别,同时能够过滤掉那些不大可能担当语义角色的成分.

步骤 3. 角色分类.

为每个担当语义角色的候选组块,采用多元分类器(包括非角色类,即 NULL 类)标注其最可能的语义角色类别.

2.2 传统特征

Xue 和 Palmer^[9]研究发现,由于角色识别和角色分类任务性质不一致,因此部分有利于角色识别的特征可能在角色分类任务中起相反的作用;反之亦然.参照目前大多数中英文动词性谓词的 SRL 系统^[16,21,22],我们也分别制定了角色识别和角色分类特征集作为本文的传统特征,见表 1.其中,第 3 列的值为在图 1 中,假设当前待分析组块为 NP(中国银行)、名词性谓词为 NN(贷款)时对应的特征值.

在表 1 定义的特征中,谓词类别特征 b2^[21]可以缓解谓词在训练集和测试集分布不平衡而导致的问题:某些谓词仅在训练集或测试集中出现,由于核心角色语义含义与谓词紧密相关,这加大了角色分类的难度.Xue 和 Palmer^[21]提出了中文动词类别概念,动词的类别由 3 个因素构成,分别是语义角色的个数、谓词语义框架个数和句法变换.例如,动词“加快”、“加强”和“加深”等同属于某个动词类别.详细的描述可参见文献[21].

** 本文采用中文宾州树库定义的组块类别体系.其中,VP 表示动词短语,NP 表示名词短语,PP 表示介词短语,IP 表示子句,CP 表示 IP+“的”;DNP 表示 NP+“的”.

*** 名词性谓词与中介动词之间的路径满足 VV<VP>NP⁺>NN 的形式.其中,NP⁺表示 1 个或多个 NP.可以近似地将中介动词作为支持性动词的替代.

Table 1 Traditional features for argument identification and argument classification**表 1** 角色识别和角色分类的传统特征

Traditional features for argument identification: b1~b5, b11~b14		
b1	Predicate: the predicate itself	贷款
b2	Predicate class: the verb class that the predicate belongs to	C4a
b3	Head word (b3H) and its part-of-speech (POS) tag (b3P)	银行,NN
b4	Phrase type: the syntactic category of the constituent	NP
b5	Path: the syntactic path from the constituent to the predicate	(NP<IP>VP>VP>NP>VP>NN)
Combined features (b11~b14): b1&b4; b1&b3H; b2&b4; b2&b3H		
Traditional features for argument classification: besides features b1~b5, b11~b14, they also include b6~b7, b15		
b6	Position: the positional relationship of the constituent with the predicate. "left" or "right"	left
b7	The first word (b7F) and the last word (b7L) of the constituent	中国,银行
Combined features (b15): b5&b6		

2.3 名词性谓词相关特征

第 2.2 节定义的传统特征同样适合于基于动词性谓词的语义角色标注^[21,23]。除了这些特征以外,本节根据名词性谓词与语义角色之间的特点,制定了一些新的适合名词性谓词 SRL 的特征集合。

2.3.1 内部角色-谓词相关特征

如前所述,内部角色与谓词共同位于某名词短语内部,在位置上较为邻近。在中文 NomBank 上的统计表明,经过角色剪枝后,约 40%的候选内部角色组块实际担当语义角色。因此,一些关于内部角色组块与谓词之间更加细致的特征将更有利于此类角色的识别和分类。为了更好地区别实际担当和不担当语义角色的组块,制定了特征集 {ai1~ai7, ai11~ai12}。特别地,为了突出当前待分析组块的兄弟组块信息的重要性,为每个兄弟组块得到其组块类别、中心词、路径和位置的组合值(特征 ai6);同时,鉴于特征 ai6 的稀疏性,制定了特征 ai7,见表 2,其中第 3 列的值为在图 1 中,假设当前目标谓词为“NN(投资)”、待分析的组块为“NN(外商)”,各特征对应的特征值。

Table 2 Nominal predicate-specific features for inside arguments**表 2** 内部角色-谓词相关候选特征

ai1	Whether the constituent is adjacent to the predicate? Yes or No	Yes
ai2	Headword (ai2H) and its POS (ai2P) of the predicate's nearest right sibling	银行,NN
ai3	Whether the predicate has right siblings? Yes or No	Yes
ai4	Compressed path of b5: compressing sequences of identical labels into one	NN<NP>NN
ai5	Whether the predicate has sibling? Yes or No	Yes
ai6	For each sibling of the constituent, combine b4&b3H&b5&b6	银行&NN&NN<NP>NN&right
ai7	For each sibling of the constituent, combine b4&b6	NN&right
Combined features (ai1~ai12): b1&ai3; ai4&b1		

2.3.2 外部角色-谓词相关特征

基于英文和中文 NomBank 上的统计表明,约有 20%和 22%的语义角色与谓词之间存在着支持性动词。这些角色所对应的组块通常与名词性谓词距离较远,并且这些组块通常也担当支持性动词的语义角色。为了捕获这些信息,在判断组块与目标谓词之间的语义角色时,可以借助于支持性动词、支持性动词与组块之间的路径等信息。同样,由于支持性动词性是未知的,我们使用中介动词替代支持性动词,并制定中介动词相关的特征集 {ao1~ao4, ao11~ao14} (ao11 和 ao13 在文献[20]也被使用),见表 3,其中第 3 列的值为在图 1 中,假设当前目标谓词为“NN(贷款)”、待分析组块为“NP(中国银行)”,各特征对应的特征值。

Table 3 Nominal predicate-specific features for outside arguments**表 3** 外部角色-谓词相关候选特征

ao1	Intervening verb: the intervening verb itself	提供
ao2	Intervening verb class: the verb class that the intervening verb belongs to	C3b
ao3	Intervening path: the syntactic path from the constituent to the intervening verb	NP<IP>VP>VP>VV
ao4	Intervening compressed path: compressing sequences of identical labels into one	NP<IP>VP>VV
Combined features (ao11~ao14): ao1&ao3; ao1&ao4; ao2&ao3; ao2&ao4		

2.3.3 特征选择

为了能够从以上定义的名词性谓词相关特征集中分别选择出有利于角色识别和角色分类任务的特征集,本文采取一种贪婪式的特征选择算法^[16]:根据每个候选特征在开发集上对角色识别(或分类)任务的贡献度,每次选择取得贡献度最大的特征,算法的终止条件是,当从剩余候选特征集中添加任意特征时,都会在开发集上导致性能的下降.具体的特征选择过程描述如下:(1) 以{b1~b5,b11~b14}为角色识别的基本特征集合,执行特征选择算法,从{ai1~ai7,ai11~ai12,ao1~ao4,ao11~ao14}特征集中找到给角色识别带来更佳效果的特征集合;(2) 固定由上述得到的最佳特征集合为角色识别特征集合,以{b1~b7;b11~b15}为角色分类的基本特征集合,执行特征选择算法,从{ai1~ai7,ai11~ai12,ao1~ao4,ao11~ao14}特征集中找到给角色分类带来更佳效果的特征集合.

3 中文动词性谓词 SRL 在中文名词性谓词 SRL 中的应用

鉴于中文 NomBank 与中文 PropBank 采用相同的标注体系,这就是说,某个词无论是作为动词性谓词还是名词性谓词使用,在手工标注其语义角色时都采用相同的角色框架.例如,在谓词“贷款”的角色框架中,总是将借债者标注为 Arg0,而将放债者标注为 Arg1.因此,借债者和放债者与“贷款”之间的语义关系并不会因为“贷款”是名词或动词而改变,如下所示:

例句 1. [Arg1 中国银行] [Arg0 向外商投资银行] 提供 [Rel 贷款].

例句 2. [Arg0 中国银行] [Arg1 向外商投资银行] [Rel 贷款].

其中,“贷款”在例句 1 和例句 2 中分别标注为名词性和动词性谓词.于是,一种很自然的方法是,使用动词性谓词的标注实例添加来扩充名词性谓词 SRL 的训练实例.但是,文献[22]的实验表明,此种方法并不能提高中文名词性谓词 SRL 性能.其原因很可能是,尽管都是按照相同的特征模板从 PropBank 和 NomBank 标注语料中抽取实例,但在 PropBank 和 NomBank 上得到的特征值相差甚大.最为明显的是,路径特征在语义角色标注中起着非常重要的作用,但语义角色成分与名词性谓词和动词性谓词之间的路径特征值截然不同.这从例句 1 和例句 2 也可以看出,例句 2 对在例句 1 中理解谁为借债者和放债者起着反作用,因为“中国银行”在例句 2 中为 Arg0,但在例句 1 中却标注为 Arg1.

虽然第 2.3 节已经定义了支持性动词相关的特征集,但人们不禁会问,支持性动词在名词性谓词 SRL 中是否能够发挥更大的作用呢?比如,在图 1 中,动词“VV(提供)”与组块“NP(中国银行)”之间的语义关系是否有助于判断名词性谓词“NN(贷款)”与组块“NP(中国银行)”之间的语义关系?为方便描述,记名词性谓词为 NN,支持性动词为 VV,外部角色组块为 NP.我们认为,从动词性谓词的 SRL 角度看,NN 和 NP 都会是 VV 的语义成分,并且在位置上存在 NP VV NN 的关系.例如,NP(银行)VV(提供)贷款(NN),在这个模式中,支持性动词起着某种语义角色传递性的作用.如果 NP 为 VV 的核心角色,表示 VV 动作的施事者或受事者,则透过动词 VV 也可以推断出 NP 与 NN 的逻辑关系.例如,在例句 1 中,“中国银行”为动词“提供”的实施者,通过动词“提供”可以推断出“中国银行”也为“提供 贷款”的实施者,表示提供贷款的对象,即“贷款”的放债者.为了验证上述想法,在角色分类任务中我们添加了如表 4 所示的与动词性谓词 SRL 相关的特征集{ao5~ao8,ao21~ao27}(我们的动词性谓词 SRL 与文献[21]中描述的类似).

Table 4 Features derived from a verbal SRL system

表 4 从动词性谓词 SRL 系统获取的特征

ao5	Whether the constituent is an argument of the intervening verb? Yes or No
ao6	The semantic role of the constituent for the intervening verb
ao7	Whether the highest none phrase (NP) dominated by the predicate is an argument of the intervening verb? Yes or No
ao8	The semantic role of the highest NP dominated by the predicate for the intervening verb
Combined features (ao21~ao27): ao1&ao5; ao1&ao6; ao1&ao5&b1; ao1&ao6&b1; ao1&ao7; ao1&ao8; ao5&ao7	

4 中文名词性谓词自动识别

目前,基于动词性谓词的 SRL 研究很少提及谓词的自动识别,这主要是因为绝大多数的动词均可被认为是

谓词。例如,在中文 PropBank 中 99%以上的动词均被标注为谓词。但名词性谓词的识别却是个复杂而棘手的问题,这从如下统计值中可以看出:中文 NomBank 共包含了名词 82 982 个(11 386 种),其中,曾作为名词性谓词出现过的有 14 525 个(1 421 种),仅占 17.5%(12.5%);出现两次或以上的名词有 5 743 种,其中 675 种名词既作为谓词出现过,也作为非谓词出现过,占 11.8%。因此,名词性谓词自动识别对语义角色标注在实际自然语言处理中的应用显得非常重要。例如,CoNLL-2008^[27]的评测明确规定了参赛者需自动发现句子中的谓词。但与本文不同的是,CoNLL-2008 主要针对在依存句法树中名词性谓词的识别,并且只针对英文,本文考虑中文名词性谓词的自动识别。

本文将中文名词性谓词识别看作一个二元分类(即 Predicate 和 Non-Predicate 两类)问题。具体来说,首先将句子中所有词性标记为 NN 的词构成候选谓词集合,例如,在图 1 中,得到的候选谓词集合为{银行,外商,投资,银行,人民币,贷款};然后,根据语言规则(如规则 1 所示)筛选掉不太可能是谓词的候选谓词;最后,根据候选谓词所处的上下文信息,由二元分类器判断其是否为谓词。

规则 1. 记候选谓词为 w ,若 w 在训练集中总是被标注为非谓词,那么 w 为非谓词。

规则 1 根据候选谓词在训练集中的分布情况确定其是否为非谓词,极大地缩小了候选谓词集合的规模。例如,经过规则 1 的筛选,图 1 中的候选谓词集合变为{投资,贷款}。然后,根据如下描述的局部和全局特征,采用二元分类器,确定其是否为谓词。

局部特征。为方便描述,记 POS-Item 为候选谓词在句法树中对应的词性标记节点,Parent-Item 和 Grand-Item 分别为 POS-Item 的父节点和祖父节点,InteVerb-Item 为候选谓词的中介动词(如果存在)。例如,在图 1 中,候选谓词“贷款”对应的 POS-Item,Parent-Item,Grand-Item 分别为“(NN 贷款)”、“(NP 人民币贷款)”和“(NP 40 亿人民币贷款)”,InteVerb-Item 为“(VV 提供)”。根据候选谓词在句法树中的位置,定义了如表 5 所示的特征(f1~f15),称其为局部特征。

Table 5 Local features for nominal predicate recognition

表 5 用于名词性谓词识别的局部特征

f1	The predicate candidate itself	贷款
f2	The left word (f2W) and its POS (f2P)	人民币 NN
f3	The right word (f3W) and its POS (f3P)	PU
f4	The first character (f4F) and the last character (f4L) of the candidate	贷款
f5	The discriminial subcategory of Parent-Item	NP→NN+NN*
f6	Whether POS-Item is the head child of Parent-Item? Yes or No	Yes
f7	For each left siblings of POS-Item, its headword	人民币
f8	For each right siblings of POS-Item, its headword	NULL
f9	The discriminial subcategory of Grand-Item	NP→QP+NP*
f10	Whether Parent-Item is the head child of Grand-Item? Yes or No	Yes
f11	Whether the candidate is the headword of Grand-Item? Yes or No	Yes
f12	The headword of Parent-Item's nearest left sibling	40 亿
f13	The headword of Parent-Item's nearest right sibling	NULL
f14	The intervening verb itself	提供
f15	The syntactic path from InteVerb-Item to POS-Item	VV<VP>NP>NP>NN

以上定义的特征(f1~f15)可分为 4 组:第 1 组(f1~f4)源自候选谓词及其前后单词。第 2 组特征(f5~f8)源自 Parent-Item 的内部结构,其中,特征 f5 使用的是区分式子类框架。这是因为,在中文 TreeBank 中存在大量的扁平式基本名词短语,这些短语由多个 NN 构成。假设基本短语 NP 由两个 NN 构成,那么 Parent-Item 的子类框架值将相同,但显然,这两个 NN 成为谓词的概率并不相同。因此,在子类框架中标记出候选谓词的位置,称为区分式子类框架(例如,NP→NN*+NN 和 NP→NN+NN*表示两个不同的区分式子类框架)。第 3 组特征(f9~f13)源自 Grand-Item 的内部结构,但前提是 Grand-Parent 必须为 NP 短语。这是因为,从对中文 NomBank 的观察发现,除了谓词的兄弟节点以外,还存在大量的角色位于 Parent-Item 所在的更高层的名词短语内,这些角色所对应的树节点通常与谓词是非相邻的。特征 f9~f13 将有利于捕捉此类信息。第 4 组特征(f14~f15)是关于中介动词 InteVerb-Item 的,在名词性谓词的 SRL 中,中介动词作为支持性动词的替代,有助于判断是否存在位于以谓词为中心词的

名词短语外的角色,因此我们认为,中介动词也有助于判断当前候选谓词是否为谓词。

全局特征(global features),除了局部特征以外,还定义了如表 6 所示的全局特征(g1~g5),相关统计来自整个训练集,特别是,g3~g5 的取值可分 4 种情况:

- (1) Predicate 表示候选谓词总是被标注为谓词。
- (2) NOTPredicate 表示总是未被标注为谓词。
- (3) Predicate_NOTPredicate 表示有时被标注为谓词,有时未被标注为谓词。
- (4) NULL 表示在训练集中未出现,例如,g3 值为 NULL 表示词组“人民币 贷款”在训练集中并未出现过,g4 值为 Predicate 表示词组“人民币 贷款”一起出现时,“贷款”总是被标注为 Predicate。

Table 6 Global features for nominal predicate recognition

表 6 用于名词性谓词识别的全局特征

g1	Whether the candidate is ever tagged as a verb in the training data? Yes/No	Yes
g2	Whether the candidate is ever tagged as predicate in the training data? Yes/No	Yes
g3	The most likely label when the candidate co-occurs with its both left and right words	NULL
g4	The most likely label when the candidate co-occurs with its left word	Predicate
g5	The most likely label when the candidate co-occurs with its right word	Predicate

5 实验结果与分析

本文的实验皆以中文 NomBank 作为实验数据,中文 NomBank 和中文 PropBank 分别标注了中文 TreeBank 5.1(简称 CTB5.1)中的名词性谓词和动词性谓词及其语义角色,我们首先报告基于正确句法树的中文名词性谓词 SRL 结果,这有助于了解本研究本身的挑战性;然后报告基于自动句法树的中文名词性谓词 SRL 结果,有助于了解中文名词谓词 SRL 与其他 SRL(中文动词性谓词 SRL 和英文名词性谓词 SRL)相比较的性能差别;最后报告包含名词性谓词自动识别功能的中文名词性谓词 SRL 性能,有助于了解在自然语言处理的实际应用中,中文名词性谓词 SRL 能够达到的性能值。

5.1 实验设置

参照 Xue^[23]的实验数据划分,取中文 NomBank 中的 648 个文件(chtb_081.fid-cthb_899.fid)用作训练集,40 个文件(chtb_041.fid-cthb_080.fid)用作开发集,72 个文件(chtb_001.fid-cthb_040.fid 和 chtb_900.fid-cthb_931.fid)用作测试集,其中,训练集、开发集和测试集所包含的名词性谓词数分别为 8 642,731 和 1 124。

在本文的实验中,会多次使用到自动句法分析结果,考虑到中文原始文本中词之间未被自然隔开,本文设计了两种形式的自动句法分析:

- (1) 基于词(word-based)的自动句法分析:以正确的分词结果作为句法分析的输入。
- (2) 基于字(character-based)的自动句法分析:以自动的分词结果作为句法分析的输入。

本文中,自动分词(<http://nlp.suda.edu.cn/>)采用基于最大熵方法,并使用位置标记策略,即对词头、词中和词尾的字分别标记为 B,I 和 E,对单独成词的字标记为 S;至于自动句法分析器,则选用 Berkeley parser(<http://code.google.com/p/berkeleyparser/>).Berkeley parser 是由 Berkeley 自然语言处理小组开发的,在中文句法分析中的性能处于国际领先水平^[30]。在实验中,分词工具和句法分析器均使用中文 CTB5.1 数据,采用与语义角色标注实验划分一致的训练集和开发集,其中在测集上,分词的性能 $F1$ 值为 96.5,基于词的句法分析性能 $F1$ 值为 82.1,基于字的句法分析性能 $F1$ 值为 85.6****。

在谓词识别和语义角色标注任务中,使用 SVM Light 工具包(<http://dit.unitn.it/~moschitt/>)作为分类模型,特别地,由于 SVM Light 分类器本质上是一个二元分类器,采用一对多方法(one vs. others)将其重新包装为多元分类

**** 在评测基于词的句法分析性能时,词性标记节点未被包括在内;在评测基于字的句法分析性能时,词性标记节点被包括在内。由于词性标注性能较高,因而导致基于词的句法分析性能 $F1$ 值低于基于字的句法分析性能 $F1$ 值。

器.在训练时采用线性核,训练参数 C 值大小设置为 0.22.由于在测试阶段 SVM Light 输出的是测试样例距超平面的距离,本实验采用 Sigmoid 函数将其转化为概率值.

在实验中,我们采用 χ^2 测实验证性能的提高是否显著.具体来说,记系统 1 正确识别的语义角色数为 a ,错误识别的语义角色数为 b ;系统 2 正确识别的角色数为 c ,错误识别的角色数为 d .使用公式(1)计算 χ^2 统计值. χ^2 值越大,说明两个系统的差距越显著.通过查找 χ^2 界值表,获得在自由度为 1、 $p=0.05$ 时对应界值为 3.84.故当 $\chi^2>3.84$ 时,两个系统有 $1-0.05=95\%$ 的概率显著不同.

$$\chi^2 = \frac{(ad - bc)^2 \times (a + b + c + d)}{(a + b) \times (a + c) \times (b + d) \times (c + d)} \quad (1)$$

5.2 基于正确句法树和正确谓词的名词性谓词SRL

5.2.1 特征选择

使用第 2.3 节描述的特征选择方法,从 {ai1~ai7,ai11~ai12,ao1~ao4,ao11~ao14} 候选特征集中分别为角色识别和角色分类选取有效的特征.基于开发集,特征 {ao1,ai6,ai2P,ai5,ao2,ao12,ao14} 先后被选入为角色识别特征集,而特征 {ai7,ao1,ai1,ao2,ai5,ao4} 先后被选入角色分类特征集.表 7 给出了新选择加入的特征在在开发集上的语义角色标注贡献.从表 7 可以看出,添加有效的特征后,内部和外部角色的标注性能得到了显著提高($p<0.05$).

Table 7 Effect of nominal predicate-specific features on the development data

表 7 名词性谓词相关特征在开发集上对名词性谓词 SRL 的影响

Feature	Argument type	R (%)	P (%)	F1
Traditional features	Inside argument	68.65	75.37	71.85
	Outside argument	42.70	63.83	51.17
	All arguments	62.83	73.58	67.78
+Selected nominal predicate-specific features	Inside argument	71.93 (+3.28)	78.44 (+3.07)	75.04 (+3.19)
	Outside argument	63.35 (+20.65)	64.96 (+1.13)	64.14 (+12.97)
	All arguments	69.90 (+7.07)	75.41 (+1.83)	72.55 (+4.77)

5.2.2 中文动词性谓词 SRL 在中文名词性谓词 SRL 中的应用

为了验证基于中文动词性谓词 SRL 的 {ao5~ao8,a21~a27} 特征集中每个特征的效果,我们在使用传统特征和经特征选择得到的名词性谓词相关特征(selected nominal predicate-specific feature)的基础上(对应表 8 中的 baseline 结果),分别将每个特征添加到角色分类特征集中,查看其对中文名词性谓词 SRL 性能的影响,表 8 列出了分别添加各特征后在测试集上的 SRL 性能.从表 8 可以看出,只有特征 ao6 导致名词性谓词 SRL 性能的下降,其原因是,ao6 的特征值与中介动词紧密相关.表 8 还给出了使用特征集 {ao5,ao7~ao8,a21~a27} 后,在测试集上的语义角色标注性能.从表 8 中可以看出,动词性谓词 SRL 相关特征能够显著提高名词性谓词 SRL 的性能(从 70.63 提高到 72.67; $p<0.05$).并且,本文取得的名词性谓词 SRL 性能 $F1$ 值优于文献[23]约 3.1.

5.3 基于自动句法树和正确谓词的名词性谓词SRL

至此,句法树都假设是正确标注的.本节把在正确句法树上取得的最佳语义角色标注系统移植于自动句法树.由于在进行语义角色标注时是以句法树上的组块为标注单元,因此在使用自动句法树时,如果在句法树中找不到组块与某个角色所跨度的单词一致,那么该角色不可能被正确识别.而且,如果某个谓词在分词过程中被错误切分,那么此谓词的所有角色也不可能被正确识别.表 8 最下面两栏给出了在测试集上基于自动句法树的语义角色标注结果,其中,“基于词”和“基于字”栏分别表示基于词和基于字的自动句法分析的 SRL 性能.

从表 8 中不难发现,在使用自动句法树情况下,语义角色标注性能 $F1$ 值由 72.67 降到 60.87,相差达 11.8.其原因在于,约有 7% 的语义角色在句法树中找不到与之跨度一致的组块,因此这些角色无法识别;同时,还有 6.5% 语义角色因为其对应的谓词未被正确词性标注为 NN,因此也较难识别.表 8 还列出了 Xue^[19]报告的基于自动句法分析树的名词性谓词 SRL 性能,可以看出,本文取得的性能 $F1$ 值要优于文献[23]达 2.1.

Table 8 Effect of features derived from verbal SRL on nominal SRL on the test data**表 8** 动词性谓词 SRL 特征在测试集上对名词性谓词 SRL 的影响

Parse	Feature	<i>R</i> (%)	<i>P</i> (%)	<i>F1</i>
Golden	baseline	67.86	73.63	70.63
	+ao5	68.15	73.60	70.77 (+0.14)
	+ao6	67.66	72.80	70.14 (-0.49)
	+ao7	68.20	75.41	71.62 (+0.99)
	+ao8	68.30	75.39	71.67 (+1.04)
	+ao21	67.91	74.40	71.00 (+0.37)
	+ao22	67.76	74.20	70.83 (+0.20)
	+ao23	67.96	74.69	71.16 (+0.53)
	+ao24	68.01	74.18	70.96 (+0.33)
	+ao25	68.01	75.01	71.39 (+0.76)
	+ao26	68.20	75.12	71.49 (+0.86)
	+ao27	68.40	75.70	71.87 (+1.24)
	+features derived from verbal SRL	68.40	77.51	72.67
	Ref.[23]	66.1	73.4	69.6
Word-Based	+features derived from verbal SRL	55.95	66.74	60.87
	Ref.[23]	53.1	62.9	57.6
Character-Based	+features derived from verbal SRL	53.55	66.69	59.40
	Ref.[23]	52.9	62.3	57.3

5.4 基于自动谓词识别的名词性谓词SRL

在以上实验中,均假设谓词是正确标注的.本节首先给出谓词自动识别性能,然后报告包含谓词自动识别的名词性谓词 SRL 性能.

5.4.1 谓词自动识别

值得注意的是,在使用自动句法分析树时,如果某个谓词在分词过程中未被正确切分,或者在词性标注过程中未被标注为名词 NN,该谓词就不可能被正确识别.换句话说,在最好情况下,系统仅能识别出那些被正确切分,并且词性被标注为 NN 的谓词.表 9 给出了在正确和自动句法分析树下取得的谓词自动识别性能.此外,为便于比较,我们定义了一条简单的名词性谓词识别规则作为基准系统,即某个候选谓词如果在训练集中以动词或名词性谓词出现过,则认为该候选谓词为名词性谓词.基于正确句法树,该规则在测试集上的名词性谓词识别性能 *F1* 值(81.04)远低于本文中提出的基于特征的名词性谓词识别方法取得的性能 *F1* 值(91.64).

从表 9 中可以看出:

- (1) 全局特征作为局部特征的补充,使得性能 *F1* 值提高了 1.42,说明了全局特征的有效性.这是可以理解的,因为从某种程度上说,全局特征蕴含了许多局部特征所无法表达的全局信息.
- (2) 与基于正确句法树相比,基于自动句法树的名词性谓词识别性能要低许多.
- (3) 与基于正确分词的句法树相比,自动分词导致名词性谓词识别的召回率下降约 1.6%,而对精确率影响甚小.其原因在于,约 1.6%的名词性谓词在分词过程中被错误切分,这些谓词在后续过程中无法被正确识别.

Table 9 Performance of nominal predicate recognition on the test data**表 9** 名词性谓词识别在测试集上的性能

Parse	g1~g5	<i>R</i> (%)	<i>P</i> (%)	<i>F1</i>
Golden	No	91.46	89.00	90.22
	Yes	92.70	90.61	91.64
Word-Based	Yes	86.57	82.95	84.72
Character-Based	Yes	84.96	82.83	83.88

5.4.2 基于自动谓词的名词性谓词 SRL

为便于性能比较,表 10 分别列出了基于正确和自动谓词识别情况下,在测试集上语义角色标注性能.从表

10中可以看出,在使用基于字的句法分析和自动谓词识别情况下,中文名词性谓词 SRL 性能 $F1$ 值为 55.14,说明中文名词性谓词 SRL 的研究仍具有非常大的挑战性,同时也说明中文句法分析还远远不够完善。

Table 10 Performance of SRL on the test data, with golden/automatic parse trees and golden/automatic predicates

表 10 名词性谓词 SRL 在测试集上性能:基于正确/自动句法树和正确/自动谓词

Parse	Predicate	R (%)	P (%)	$F1$
Golden	Golden	68.40	77.51	72.67
	Automatic	65.36	74.69	69.72
Word-Based	Golden	55.95	66.74	60.87
	Automatic	53.06	59.70	56.19
Character-Based	Golden	53.55	66.69	59.40
	Automatic	51.10	59.87	55.14

表 11 进一步比较了在使用正确/自动句法树和正确/自动谓词的情况下,各类角色的识别性能。其中,第 2/6 列为基于正确句法树和正确名词性谓词取得了的性能 $F1$ 值;第 3/7 列为基于自动句法分析(包含自动分词)和自动谓词取得的性能 $F1$;第 4/8 列为各类语义角色所占的比例。从表 11 可以看出,自动句法分析树和自动谓词的使用在一定程度上导致了各类语义角色标注性能的下降;并且对于数量上占较大比例的语义角色,其性能下降更为明显,例如 Arg0,Arg1,ArgM-MNR 和 ArgM-LOC 等类别。

Table 11 Performance on the test data for each role type

表 11 各类语义角色的在测试集上性能

Type/Description	Golden	Automatic	Ratio (%)	Type/Description	Golden	Automatic	Ratio (%)
Arg0/Agent	71.32	55.44	28.17	ArgM-DIS/Discourse marker	72.73	65.12	1.22
Arg1/Patient, recipient	77.73	55.30	36.26	ArgM-EXT/Extent	0.00	0.00	0.05
Arg2/Predicate-specific	77.14	70.59	3.92	ArgM-FRQ/Frequency	0.00	0.00	0.20
Arg3/Predicate-specific	0.00	0.00	0.39	ArgM-LOC/Locative	70.23	55.56	7.06
Arg4/Predicate-specific	0.00	0.00	0.10	ArgM-MNR/Manner	70.21	57.27	11.86
ArgM-ADV/Adverbial	59.26	53.12	3.43	ArgM-NEG/Negation	75.00	66.67	0.20
ArgM-CND/Condition	0.00	0.00	0.15	ArgM-PRP/Purpose	25.00	25.00	0.24
ArgM-DGR/Degree	50.00	28.57	0.59	ArgM-TMP/Temporal	68.82	42.46	5.34
ArgM-DIR/Direction	66.67	52.94	0.73	ArgM-TPC/Topic	50.00	50.00	0.10
Overball	72.67	55.14	100.00	-	-	-	-

5.5 与已有系统的结果比较分析

中文动词性和名词性谓词 SRL 比较。在使用相同的训练、开发集和测试集上,中文名词性谓词的 SRL 性能 $F1$ 值较中文动词性谓词 SRL 性能低约 20(e.g. 72.67 vs. 92.0)。其主要原因为:(1) 尽管采用相同的数据集,名词性谓词的标注实例数仍远小于动词性谓词。例如,在中文 TreeBank 5.1 中,名词性谓词的标注实例数约为动词性谓词实例数的 1/5。(2) 名词性谓词的角色识别更加困难。根据文献[18]中描述的名词性谓词的角色标注原则,即使某个名词为动词的派生词,并不是该名词的所有修饰成分都将被标注为该名词的语义角色。这使得判断某个修饰成分是否为该谓词的角色时,需要考虑它们之间的语义信息。这可以从开发集中的统计数据看出,在动词性谓词的兄弟节点中,96%的节点被标注为角色;而在名词性谓词的兄弟节点中,仅有 40%的节点被标注为角色。这大大增加了名词性谓词的角色识别的难度。(3) 名词性谓词与其角色之间的结构更加灵活与复杂。文献[14]研究表明,名词性谓词与角色之间的结构十分灵活,可以归纳为 4 类:(a) 角色位于名词短语内;(b) 名词性谓词为主语;(c) 名词性谓词存在着支持性动词;(d) 名词性谓词位于介词短语内。每一类结构都有自己的特色,与动词性谓词 SRL 相比要复杂得多;(4) 名词性谓词的识别远远要比动词性谓词的识别困难。

中英文名词性谓词 SRL 比较。Jiang 和 Ng^[16]探索了英文名词性谓词 SRL,基于正确和自动句法树取得的性能 $F1$ 值分别为 72.73 和 69.14,两者相差 3.6。可以看出,基于正确句法树时,尽管中文名词性谓词的语料规模小于英文,但取得的中文名词性谓词 SRL 与英文水平相当。其主要原因在于,中文谓词一词多义的现象比较少,同时,像 Arg2~Arg5 这类比较难识别的核心语义角色在中文名词性谓词的角色占较小的比例。不过基于自动句法树

时,中文名词性谓词的 SRL 性能 $F1$ 值下降较明显,达 13;而英文自动句法分析树对名词性谓词 SRL 性能 $F1$ 值影响并不大,约下降 3.5.其原因在于,英文自动句法分析性能 $F1$ 值能够达到 91~92,这保证了绝大多数的角色能够在句法树中找到与之跨度一致组块;另一方面,英文不存在分词问题,并且词性标注准确率能够达到 97%以上,其中,名词性谓词的词性标注准确率也达到了 96%以上.

6 结束语

本文讨论了中文名词性谓词的语义角色标注问题.首先,在使用传统动词性谓词相关特征的基础上,进一步提出了名词性谓词相关的特征集;其次,本文探索了动词性谓词 SRL 相关特征在名词性谓词 SRL 中的应用;再次,本文深入比较了中文动/名词性谓词 SRL 和中英文名词性谓词 SRL 的性能及其缘由;最后,本文联合谓词自动识别和语义角色标注,开发了能够面向实际自然语言应用的全自动中文名词性谓词语义角色标注系统.

下一步工作将围绕动词性谓词和名词性谓词的联合语义角色标注展开研究.我们相信,两者的互动能够大大促进语义角色标注性能的提高.

References:

- [1] Narayanan S, Harabagiu S. Question answering based on semantic structures. In: Proc. of the Coling 2004. Geneva: Coling, 2004. 693-701. [doi: 10.3115/1220355.1220455]
- [2] Kong F, Zhou GD, Zhu QM. Employing the centering theory in pronoun resolution from the semantic perspective. In: Proc. of the EMNLP 2009. Singapore, 2009. 987-996.
- [3] Surdeanu M, Harabagiu S, Williams J, Aarseth P. Using predicate-argument structures for information extraction. In: Proc. of the ACL 2003. Sapporo, 2003. 8-15. [doi: 10.3115/1075096.1075098]
- [4] Wu DK, Fung P. Can semantic role labeling improve SMT? In: Proc. of the EAMT 2009. Barcelona, 2009. 218-225.
- [5] Biker CF, Fillmore CJ, Lowe JB. The Berkeley FrameNet project. In: Proc. of the Coling-ACL'98. Montreal, 1998. 86-90. [doi: 10.3115/980451.980860]
- [6] Palmer M, Gildea D, Kingsbury P. The proposition bank: An annotated corpus of semantic roles. Computational Linguistics, 2005, 31(1):71-106.
- [7] Carreras X, Màrquez L. Introduction to the CoNLL-2004 shared task: Semantic role labeling. In: Proc. of the CoNLL 2004. 2004. Boston, 2004. 89-97.
- [8] Carreras X, Màrquez L. Introduction to the CoNLL-2005 shared task: Semantic role labeling. In: Proc. of the CoNLL 2005. 2005. Ann Arbor, 2005. 152-164.
- [9] Xue NW, Palmer M. Calibrating features for semantic role labeling. In: Proc. of the EMNLP 2004. 2004. 88-94.
- [10] Pradhan S, Hacioglu K, Krugler V, Ward W, Martin JH, Jurafsky D. Support vector learning for semantic argument classification. Machine Learning, 2005,60:11-39. [doi: 10.1007/s10994-005-0912-2]
- [11] Liu T, Che WX, Li S. Semantic role labeling with maximum entropy classifier. Journal of Software, 2007,18(3):565-573 (in Chinese with English abstract). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/18/565.htm> [doi: 10.1360/jos180565]
- [12] Zhang M, Che WX, Aw AT, Tan CL, Zhou GD, Liu T, Li S. A grammar-driven convolution tree kernel for semantic role classification. In: Proc. of the ACL 2007. 2007. Prague: 2007. 200-207.
- [13] Toutanova K, Haghghi A, Manning CD. Joint learning improves semantic role labeling. In: Proc. of the ACL 2005. Ann Arbor: 2005. 589-596. [doi: 10.3115/1219840.1219913]
- [14] Marcus MP, Marcinkiewicz MA, Santorini B. Building a large annotated corpus of English: The Penn treebank. Computational Linguistics, 1993,19(2):313-330.
- [15] Meyers A, Reeves R, Macleod C, Szekely R, Zielinska V, Young B, Grishman R. Annotating noun argument structure for NomBank. In: Proc. of the LREC 2004. Lisbon, 2004.
- [16] Jiang ZP, Ng HT. Semantic role labeling of NomBank: A maximum entropy approach. In: Proc. of the EMNLP 2006. Sydney, 2006. 138-145.

- [17] Xue NW, Palmer M. Annotating the propositions in the Penn Chinese treebank. In: Proc. of the 2nd SIGHAN Workshop on Chinese Language Processing. Sapporo, 2003. 47–54. [doi: 10.3115/1119250.1119257]
- [18] Xue NW. Annotating the predicate-argument structure of Chinese nominalizations. In: Proc. of the LREC 2006. 2006. Genoa: 2006. 1382–1387.
- [19] Sun HL, Jurafsky D. Shallow semantic parsing of Chinese. In: Proc. of the NAACL 2004. Boston, 2004. 249–256.
- [20] Pradhan S, Sun HL, Ward W, Martin JH, Jurafsky D. Parsing arguments of nominalizations in English and Chinese. In: Proc. of the NAACL-HIT 2004. Boston, 2004. 141–144.
- [21] Xue NW, Palmer M. Automatic semantic role labeling for Chinese verbs. In: Proc. of the IJCAI 2005. Edinburgh, 2005. 1160–1165.
- [22] Xue NW. Semantic role labeling of nominalized predicates in Chinese. In: Proc. of the HLT-NAACL 2006. New York, 2006. 431–438. [doi: 10.3115/1220835.1220890]
- [23] Xue NW. Labeling Chinese predicates with semantic roles. Computational Linguistics, 2008,34(2):225–255. [doi: 10.1162/coli.2008.34.2.225]
- [24] Ding WW, Chang BB. Improving Chinese semantic role classification with hierarchical feature selection strategy. In: Proc. of the EMNLP 2008. Honolulu, 2008. 324–333.
- [25] Chen YD, Wang T, Chen HW. Shallow semantic parsing research. Journal of Computer Research and Development, 2008, 45(Suppl.):321–325 (in Chinese with English abstract).
- [26] Che WX. Kernel-Based semantic role labeling [Ph.D. Thesis]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2008 (in Chinese with English abstract).
- [27] Surdeanu M, Johansson R, Meyers A, Márquez L, Nivre J. The CoNLL-2008 shared task on joint parsing of syntactic and semantic dependencies. In: Proc. of the CoNLL 2008. Manchester, 2008. 159–177.
- [28] Hajič J, Ciaramita M, Johansson R, Kawahara D, Martí MA, Márquez L, Meyers A, Nivre J, Padó S, Stepánek J, Straňák P. The CoNLL-2009 shared task: Syntactic and semantic dependencies in multiple languages. In: Proc. of the CoNLL 2009: Shared Task. Boulder, 2009. 1–18.
- [29] Xue NW, Xia F, Chiou FD, Palmer M. The penn Chinese treebank: Phrase structure annotation of a large corpus. Natural Language Engineering, 2005,11(2):207–238. [doi: 10.1017/S135132490400364X]
- [30] Petrov S, Klein D. Improved inference for unlexicalized parsing. In: Proc. of the NAACL 2007. Rochester, 2007. 404–411.

附中文参考文献:

- [11] 刘挺,车万翔,李生.基于最大熵分类器的语义角色标注.软件学报,2007,18(3):565–573. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/18/565.htm> [doi: 10.1360/jos180565]
- [25] 陈耀东,王挺,陈火旺.浅层语义分析研究.计算机研究与发展,2008,45(Suppl.):321–325.
- [26] 车万翔.基于核方法的语义角色标注研究[博士学位论文].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2008.



李军辉(1983—),男,江西崇仁人,博士,主要研究领域为自然语言处理.



周国栋(1967—),男,博士,教授,博士生导师,CCF 高级会员,主要研究领域为自然语言处理,信息抽取,机器学习.



朱巧明(1963—),男,博士,教授,博士生导师,CCF 高级会员,主要研究领域为自然语言理解,中文信息处理,信息抽取.



钱培德(1947—),男,教授,博士生导师,主要研究领域为中文信息处理,分布计算,操作系统.