

噪音问题。在多示例训练中把目标函数定义在包上，首先对包中的每个示例分别预测，得到相应的关系概率，然后选取概率最大的示例标签作为包的标签，并利用包的标签更新网络参数。

PCNN在远程监督数据集上得到了不错的效果，但这种方法仍然有缺陷。首先，PCNN将远程监督关系抽取看作一个单标签学习问题，并为每个实体对选择一个关系标签，而忽略了同一个实体对可能存在多个关系的事实。针对这个问题，利用两个不同的损失函数，(Jiang et al., 2016)处理多标签分类问题。此外，PCNN基于Riedel提出的假设来生成标记数据，根据这一假设，PCNN在训练和预测中只选择每个实体对可能的句子。然而，选择一个句子会丢失包含其他句子中的信息。对于这个问题，假设“两个实体间的关系可以自动从提到这两个实体的所有句子中显示表达或隐式推断”(Jiang et al., 2016)，在使用卷积神经网络自动提取每个句子的特征后，他们使用跨句最大池化来选择不同句子的特征，然后将最重要的特征聚合为每个实体对的表示。由于结果表示有不同句子的特征组成，因此该方法充分利用这些句子中包含的所有可用信息。此外，利用句子级别的注意力机制(Lin et al., 2016)来自动捕获不同句子的重要程度，过滤噪声句子。

上述方法使用的神经网络，模型大多是相对较浅的卷积神经网络，通常只涉及一个卷积层和一个全连接层，而且不清楚更深的模型结构是否能够从噪声数据中提取信号。一种基于残差学习的卷积神经网络。(Huang et al., 2017)用于关系抽取，他们将词嵌入和位置嵌入合并到一个深度残差网络中，通过恒等映射到卷积层中。实验表明，该方法利用9层带残差学习的卷积神经网络可以显著提升远程监督关系抽取性能。

4.2 基于注意力机制的远程监督方法

现有方法在选择有效示例和缺乏实体背景知识方面存在缺陷，一个基于PCNN的句子级注意力机制模型(APCNNs)(Ji et al., 2017)用来选择有效示例，该模型充分利用了知识库中的监督信息。他们从Freebase和Wikipedia页面中提取实体描述来补充背景知识。对于一个包，模型首先使用PCNNs提取每个句子的特征向量 v_{sen} 。受到TransE模型的启发，在TransE模型中，用 $e_1 + r \approx e_2$ 对一个三元组 $r(e_1, e_2)$ 建模，在APCNNs中，用 $(e_1 - e_2)$ 表示句子中 e_1 和 e_2 之间的关系。然后，模型通过一个隐含层用串联 $[v_{sen}; e_1 - e_2]$ 的方式计算每个句子的注意力权重。最后，所有句子特征向量的加权求和就是包的特征。此外，为了将更多的背景知识融入到模型中，该方法使用卷积神经网络来提取实体描述的特征向量。

使用注意力机制，是一种通过学习多个示例的权重分布来选择有效示例的方法。但是，基于深度神经网络的远程监督学习中存在两个重要的表示学习问题：(1)在一个示例中，目标实体对上下文表示学习问题；(2)多个示例的有效示例选择表示学习。在先前的研究工作中，通常采用1-D向量的单词级和句子级注意力机制。1-D注意力向量的缺陷是，它只关注句子中一个或少量的方面，或一个或少量的示例。其结果是不同语义方面的句子，或者不同的多个有效句子被忽略。受结构化自注意力句子嵌入(Lin et al., 2017)的启发，一种新的基于双向LSTM的多层结构化自注意力机制模型(MLSS)(Du et al., 2018)用于缓解上述两个问题。针对第一个问题，他们提出一个基于二维矩阵的单词级注意力机制，该机制包含多个向量，每个向量都聚焦于句子的不同方面，从而更好地学习上下文表示。针对第二个问题，他们提出一种用于多示例学习的二维句子级注意力机制，其中包含多个向量，每个向量都集中在不同的有效示例上，以更好地选择句子。

4.3 融合知识库的方法

为了缓解远程监督中错误标注问题，许多研究利用现有知识库添加信息。首先，一种无标签的远程监督方法(Wang et al., 2018)在距离假设不充分的条件下，不使用关系标签，只利用知识库(KG)的先验知识直接、柔和的监督分类器的学习。除了关系示例外，知识库中还包括其他相关信息，比如关系的别名，现有的关系抽取模型通常忽略这些可用的信息。一种远程监督关系抽取方法—RESIDE(Vashishth et al., 2018)利用知识库中附加的边信息改进关系抽取。具体的，它使用实体类型和关系别名信息在预测关系时施加软约束，使用图卷积神经网络从文本中编码语法信息，即使在有限额外信息可用时也能提高性能。

远程监督可以自动标注足够数量的训练数据；然而，这些数据通常只覆盖关系的有限部分。许多关系都是长尾关系，数据仍然不足。目前的远程监督模型忽略了长尾关系问题，难以从纯文本中提取出全面的信息。受在尾部的数据和在顶部的数据之间丰富的语义关联的启发，一种用于长尾不平衡数据的远程监督关系提取方法(Zhang et al., 2019)利用分布顶部数据丰富的类

的知识来提高尾部数据贫乏类的性能。首先，他们提出利用知识图嵌入的类标签间的隐式关系知识，利用图卷积网络学习显式关系知识。其次，通过粗到细的知识感知注意机制，将关联知识集成到关联抽取模型中。

4.4 小结

在本节中，我们详细讨论了一些用于远程监督关系抽取的经典方法，下面表2给出这些方法在NYT数据集上抽取关系示例前100(TOP-100)、前200(Top-200)、前300(TOP-300)前500(Top-500)的对比结果,这里使用Precision@N(P@N)为评估指标。远程监督关系抽取只需要手动标注少量的关系实例，适用于没有标注语料库的关系抽取，但其实现过程在数据集中引入了噪声，使得该方法的性能低于有监督的关系抽取方法。许多后续的工作都试图利用选择性注意力机制、融合知识库等方法来处理噪声和放宽远程监督假设，通过去噪进一步提高性能。远程监督关系抽取方法利用的是弱标注数据，一般的神经网络方法都是以数据驱动模型，但纯数据驱动模型并不能充分挖掘数据中的潜在信息，从表中我们可以发现，融合知识库的方法相对有着较好的性能，这类方法能够更好地将结构化知识融入神经网络模型中，用知识指导模型。融合知识库的方法，不仅仅是关系抽取任务，在其他自然语言处理任务中也具有重要意义。

方法分类	模型	Top-100	Top-200	Top-300	Top-500
基于卷积神经网络方法	PCNN (Zeng et al., 2015)	72.3	69.7	64.1	-
	PCNN+MIL (Zeng et al., 2015)	86.0	80.0	-	69.0
	PCNN+ATT (Lin et al., 2016)	76.2	73.1	67.4	-
	MIMLCNN (Jiang et al., 2016)	69.0	64.0	59.0	53.0
	ResCNN-9 (Huang et al., 2017)	79.0	69.0	61.0	-
基于注意力机制的方法	APCNN+D (Ji et al., 2017)	87.0	83.0	-	74.0
	MLSSA (Du et al., 2018)	90.0	81.5	77.0	-
融合知识库的方法	LFDS (Wang et al., 2018)	90.0	88.0	-	83.0
	RESIDE (Vashishth et al., 2018)	84.0	78.5	75.6	-

Table 2: 远程监督关系抽取方法在数据集NYT数据集对比

5 实体和关系联合抽取方法研究

实体和关系联合抽取在于从非结构化文本中同时进行实体识别和关系抽取。传统方法以流水线方式处理抽取实体关系三元组任务，即首先提取实体，然后识别他们之间的关系。这个独立的框架使任务易于处理，并且每个组件都可以更加灵活。但它忽略了这两个子任务之间的相关性，在这种方式下，每个子任务都是独立的模型。这样，实体识别的结果可能会影响关系分类的性能，导致错误传递。与流水线方法不同，联合学习框架能利用单个模型提取实体和关系，能够有效地集成实体和关系的信息。

5.1 基于共享参数的联合抽取方法

最早的联合框架模型 (Li et al., 2014)利用结构化感知机和集束搜索方式同时提取实体及其关系。该框架采用了一种基于半马尔科夫链思想的分段解码器，克服了传统的基于字符的标注方式。此外，考虑到不精确的搜索，他们提出一些新的有效的全局特征作为约束来捕捉实体和关系之间的相互依赖性。

在有监督的关系分类任务中，可以用基于LSTM的神经网络来表示实体之间的关系，但這些方法只使用有限的语言学结构，并且不能对实体和关系联合建模。因此，一种端到端的模型 (Miwa et al., 2016) 用于提取词序列和依存树结构上实体之间的关系。该方法通过使用双向顺序(从左到右和从右到左)和双向树形结(自底向上和自顶向下)的LSTM-RNNs在单个模型中对实体和关系联合建模。与传统的增量端到端关系抽取模型不同，该模型在训练中做了两个改进：实体预训练(对实体模型进行预训练)和scheduled sampling(以一定的概率用正确的标签替换不可靠的预测标签)，这些改进缓解了早期训练阶段实体识别性能低的问题，并且允许实体信息进一步帮助下游关系分类。Miwa提出的模型是局部训练的，没有考虑到增量决策之间的结构性对应。因此，一个全局优化的神经网络模型 (Zhang et al., 2017) 用于端到端关系抽取，为了更好地学习上下文表示，提出了新的LSTM特征。Miwa的方法依靠外部句法解析器获取句法信息，这对于关系抽取至关重要，但解析错误可能导致树LSTM的编码不准确，从而降低关系抽取性能。在Zhang的方法中，使用双仿射注意力解析器 (Dozat et al., 2016) 的LSTM隐藏层来增强输入表示。由于解析器是预训练的，它包含了关于每个单词的丰富语法信息，但不显式地表示解析决策，从而避免了由于不正确的解析而导致的问题。此外，Miwa的方法在预测实体边界或做出关系分类决策时没有明确学习片段的表示，在Zhang的方法中，采用LSTM-Minus方式，将一个片段建模为最后一个和第一个LSTM隐藏层向量之差。

为了不使用任何依存树信息，Katiyar等人 (Katiyar et al., 2017; Zheng et al., 2017) 用多层双向LSTM对句子建模，对实体识别和关系抽取都看作是序列化标注任务。在关系抽取中，对于每个词，使用指针网络找到当前词和相关之前词的关系类型。同样，Zheng把实体和关系抽取任务看作是序列标注任务，与Katiyar方法不同，他们提出一种新的序列化标注方式，用双向LSTM和单向LSTM分别编码和解码，输出层同时对实体和关系标注，完成关系抽取任务。

5.2 基于全局优化的联合抽取方法

上述联合学习的方法是通过共享参数的方式实现，这样的好处是不需要在两个子任务上附加约束。但是由于独立的子模型解码器，子模型之间的联系没有得到充分利用。一个联合最小化风险训练的方法用于实体和关系联合抽取 (Sun et al., 2018)。在这个模型中，把实体识别作为序列化标注任务，关系抽取作为分类任务。两个任务的模型之间共享参数，并且优化一个全局损失函数，弥补了训练和测试之间的差异。通过共享参数联合学习，一方面，在实体类型和关系类型判定时没有显示交互，一些复杂的解码算法可以同时判断实体边界和类型，但是通过在ACE05数据集上的实验发现 (Sun et al., 2019)，边界的识别正确率很高，相对的类型判定就低一些。因此，将实体关系联合抽取分为两个子任务，分别是实体范围检测 (Entity Span Detection) 和实体关系类型推导 (Entity Relation Type Deduction)。在实体范围检测中使用序列标注的方法，在实体关系类型推导中使用一种基于图卷积网络的联合模型，同时两个模型进行联合训练。

在句子中，实体三元组会存在重叠问题，Zeng等人 (Zeng et al., 2018) 首先在神经网络建模中利用拷贝机制 (Gu et al., 2016; He et al., 2017) 解决重叠问题。他们把重叠问题分为三种类型：Normal, EntityPairOverlap(SEO), SingleEntityOverlap(SEO)。他们的方法基于sequence-to-sequence模型 (Dong et al., 2016)，在模型中有两个主要部分：编码器(endcoder)和解码器(decoder)。编码器首先把句子转换成固定长度的向量。然后，解码器读取这个向量并生成三元组。

实验表明Zeng的方法对训练数据依赖性强，不能提取多个单词实体的情况。一个层次化的强化学习框架 (Takanobu et al., 2019) 通过一个高层强化学习过程识别关系指示词，用低层的强化学习过程识别实体。高层的过程在某个特定位置检测关系指示词，如果确定了某个关系，将触发低层过程识别该关系对应的实体。当低层任务完成后，高层强化学习过程继续搜索句子中下一个关系。Li等人 (Li et al., 2019) 将实体关系抽取任务转换为多轮问答问题，即将实体和关系的提取转换为从上下文确定答案的任务。这种方法提供了一个比较好的捕捉标签层次依赖的方法。但这中间方法计算效率低，因为它需要在单个句子中扫描所有实体模板问题和相关的关系模板问题。

此外一种用于实体识别和关系提取的端到端联合模型 ((GraphRel)(Fu et al., 2019) 通过关系加权GCN来考虑命名实体和关系之间的交互来解决实体重叠问题。GraphRel通过堆叠Bi-LSTM句子编码器和GCN依赖树编码器来学习自动提取每个单词的隐藏特征。然后GraphRel标记实体提及单词并预测连接提及的关系三元组，这是第一阶段预测。为了在考虑到三元组之间

的相互作用的情况下进行预测，该模型在GraphRel第二阶段添加了一个新颖的关系加权GCN。第一阶段GraphRel接收到实体损失和关系损失，沿着依赖关系链接提取节点隐藏特征，同时建立具有关系加权边的新全连接图。然后，通过对中间图进行操作，第二阶段GCN在最终分类每个边之前有效地考虑实体之间的相互作用以及（可能重叠的）关系。

5.3 小结

在本节中，我们详细讨论了一些用于实体关系联合抽取的经典方法，表3给出实体和关系联合抽取方法在不同数据集上的结果对比。许多较早的实体关系抽取都采用了流水线框架，流水线框架具有集成不同数据源和学习算法的灵活性，但其缺点也很明显。首先，他们受到错误传播的严重影响，实体提取阶段的错误会传播到关系分类阶段。其次忽略了实体提取和关系分类的相关性。第三，流水线框架导致计算效率低下。在实体提取阶段后，将每个实体对传递到关系分类模型，以识别它们之间的关系。由于大多数实体对没有关系，这中两阶段的方式是低效的。在本节中讨论的联合建模技术采用了实体识别和关系识别任务之间的双向信息流，很好的解决了流水线方式的缺陷。从实际的角度来看，联合抽取方法非常重要，因为良好的实体抽取性能是实现良好关系抽取性能的必要条件。

datasets	model	Entity			Relation		
		P	R	F1	P	R	F1
ACE04	(Li et al., 2014)	0.835	0.762	0.797	0.608	0.361	0.453
	(Miwa et al., 2016)	0.808	0.829	0.818	0.487	0.481	0.484
	(Katiyar et al., 2017)	0.812	0.781	0.796	0.502	0.488	0.493
	(Li et al., 2019)	0.844	0.829	0.836	0.501	0.487	0.494
ACE05	(Li et al., 2014)	0.852	0.769	0.808	0.654	0.398	0.495
	(Miwa et al., 2016)	0.852	0.769	0.808	0.572	0.540	0.556
	(Zhang et al., 2017)	-	-	0.836	-	-	0.575
	(Katiyar et al., 2017)	0.840	0.813	0.831	0.605	0.553	0.578
	(Sun et al., 2018)	0.839	0.832	0.836	0.649	0.551	0.596
	(Sun et al., 2019)	0.861	0.824	0.842	0.681	0.523	0.591
CONLL04	(Zhang et al., 2017)	-	-	0.856	-	-	0.678
NYT	(Zheng et al., 2017)	0.59	0.479	0.529	0.597	0.451	0.514
	(Sun et al., 2018)	-	-	-	0.652	0.406	0.500
	(Zeng et al., 2018)	-	-	-	0.610	0.566	0.587
	(Takanobu et al., 2019)	-	-	-	0.714	0.586	0.644
	(Fu et al., 2019)	-	-	-	0.639	0.600	0.619

Table 3: 实体关系联合抽取在不同数据集的结果

6 中文实体关系抽取研究现状

在中文研究方面，由于标注语料的短缺，关系抽取的研究相对于英文数据集上的研究较少。本文聚焦神经网络的中文实体关系抽取研究，传统方法可参考 (武文雅 et al., 2018) 的工作，远程监督方法可参考 (白龙 et al., 2019) 的工作。

6.1 中文实体关系抽取数据集

COAE2016: 该数据集来源于第八届中文倾向性分析评测 (COAE2016) 的面向知识抽取的关系分类任务。该数据集包含988句训练集、483句测试集，以及10种关系类型(人物的出生日期, 人物的出生地, 人物的毕业院校, 人物的配偶, 人物的子女, 组织机构的高管, 组织机构的员工数, 组织机构的创始人, 组织机构的成立时间, 组织机构的总部地点)

ACE2005: ACE 2005数据集收集自新闻专线、广播和网络日志。关系分为6大类和18个小类，包含8023个关系事实和18个关系子类型。

DuIE: 2019年，中国计算机学会、中国中文信息学会联合百度公司举办的语言与智能技术竞赛开放了基于百度百科和百度信息流的大规模中文信息抽取数据集 (Li et al., 2019)。该数据集

包含49个关系种类数和458184个关系实例数。

6.2 基于神经网络方法研究现状

为了在中文语料中获得更丰富的高级特征，高层语义注意力机制的分段卷积神经网络模型(武文雅 et al., 2019)用于中文关系抽取。在模型的向量表示中，添加了HowNet中的上位词向量特征。该方法在ACE2005数据集上的实验结果F1值达到73.94%，COAE2016数据集上F1值达到78.41%。由于中文句式和语法结构复杂，并且汉语有更多歧义，会影响中文实体关系分类的效果，一种基于多特征自注意力的实体关系抽取方法(李卫疆 et al., 2019)，充分考虑词汇、句法、语义和位置特征，使用基于自注意力的双向长短期记忆网络来进行关系预测。

此外，利用多粒度信息和外部知识进行中文关系抽取(Li et al., 2019)。具体的，多粒度信息主要包含三部分：字向量、词向量和词义向量。除了会用到字向量和词向量外，还会用到词义向量。使用HowNet作为外部知识库，对于给定词，通过检索HowNet可以获得词的所有词义信息。然后通过SAT模型(Niu et al., 2017)将每个词义转换为实值向量。将字向量、词向量和词义向量通过Lattice LSTM编码层，最后经过关系分类层，将编码层得出的隐藏层状态作为输入，经过注意力计算，进行关系分类。通过在不同领域的三个数据集(Chinese SanWen, ACE 2005 Chinese corpus and FinRE)上进行的实验表明，他们的模型具有显著的优越性，在ACE2005数据集上F1达到78.71%。

基于DuIE中文信息抽取数据集，一个端到端的框架(Liu et al., 2019)用于关系抽取，该框架首先在具有关系提及层的原始文本中捕获关系提及，然后进行实体标记，其目的是使用给定的关系提及对相应的三元组实体进行解码。此方法在验证集下的f1值达到84.8%。

6.3 小结

目前基于神经网络的中文实体关系抽取在公共数据集上的研究还较少，现有方法为了提取中文的丰富语义特征，都融合了知识库资源。2019年，中国计算机学会、中国中文信息学会联合百度公司举办的语言与智能技术竞赛开放了基于百度百科和百度信息流的大规模中文信息抽取数据集DuIE，有利推动了中文关系抽取研究的发展，中文关系抽取方法将不断涌现、性能不断提高。表3给出中文数据集上的实验结果对比。

数据集	方法	F1值
COAE2016	(武文雅 et al., 2019)	78.41%
	(李卫疆 et al., 2019)	81.49%
ACE2005	(武文雅 et al., 2019)	73.94%
	(Li et al., 2019)	78.71%
DuIE	(Liu et al., 2019)	84.8%

Table 4: 关系抽取在中文数据集上的结果

7 总结与展望

关系抽取作为信息抽取不可或缺的部分，是知识图谱、文本内容理解的重要支撑技术之一。根据领域的划分，可分为限定域关系抽取和开放域关系抽取。本文详细讨论了限定域关系抽取的三大类方法：有监督方法、远程监督方法和实体关系联合抽取方法。根据本文的论述，前沿的关系抽取技术在英文数据集ACE2004、ACE2005、SemEval-2010和NYT-10做了许多工作，在中文数据集上相对较少。

本文通过对现有关系抽取研究方法的总结，提出以下关系抽取未来的研究路线：

(1)前沿的关系抽取技术在主流英文数据集ACE2004、ACE2005、SemEval-2010和NYT-10做了许多工作。NYT-10数据集是自动构建的，通过将Freebase知识库与纽约时报语料库(NYT)的关系对齐而形成，此数据集没有手动注释，存在着数据噪声的问题。SemEval-2010数据集通过引入手动注释达到了相对较高的质量，但数据规模依然太小。未来工作可以开发出高质量的基于中文的关系抽取数据集，并且不断提升关系抽取技术在中文数据集上的性能。

(2)由于大量的关系事实都是通过多个句子来表达，句子级的关系抽取受到了不可避免的限制，因此，未来关系抽取的研究方向会从句子级推广到篇章级，通过读取和推理一个文档中的多个句子，能够有效提升关系抽取性能。

(3)关系抽取是一项复杂的任务，无论是有监督的数据，还是远程监督数据，纯数据驱动模型是远远不够的。如何从现有数据中挖掘和学习有用信息，以及如何将结构化知识、语言知识、领域知识融合进关系抽取模型中，这是两个重要的课题对于语言理解有着重要意义。

(4)多模态学习在关系抽取任务中的应用和研究。在互联网上存在着多种形式的数据，如自然语言、图片、结构化文本，这每一种数据形式可以称为一种模态。在构造数据集时，可以融入这些多模态数据。通过利用多模态之间的互补性，剔除模态间的冗余性，从而可以学习到更好的特征表示。

参考文献

- Kurt D. Bollacker, Colin Evans, Praveen Paritosh, Tim Sturge and Jamie Taylor. 2008. Freebase: A collaboratively created graph database for structuring human knowledge. *International Conference on Management of Data*, pages 1247-1250.
- 白龙, 靳小龙, 席鹏弼. 2019. 基于远程监督的关系抽取研究综述. *中文信息学报*, 33(10):10-17.
- Rui Cai, Xiaodong Zhang and Houfeng Wang. 2016. Bidirectional recurrent convolutional neural network for relation classification. *The 54th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, pages 756-765.
- Ronan Collobert, Jason Weston, Michael Karlen, Koray Kavukcuoglu and Pavel P. Kuksa. 2011. language processing (almost) from scratch. *Journal of Machine Learning Research*, pages 2493-2537.
- Ronan Collobert and Jason Weston. 2008. A Unified Architecture for Natural Language Processing. *The Twenty-Fifth International Conference on Machine Learning*, pages 160-167.
- Li Dong and Mirella Lapata. 2016. Language to logical form with neural attention. *The 54th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, pages 7-12.
- Timothy Dozat and Christopher D. Manning. 2016. Deep biaffine attention for neural dependency parsing. *The 5th International Conference on Learning Representations*, pages 24-26.
- Jinhua Du, Jingguang Han, Andy Way and Dadong Wan. 2018. Multi-level structured self-attentions for distantly supervised relation extraction. *The 2018 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, pages 2216-2225.
- Tsu-Jui Fu, Peng-Hsuan Li and Wei-Yun Ma. 2019. GraphRel: Modeling Text as Relational Graphs for Joint Entity and Relation Extraction. *The 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, pages 1409-1418.
- Jiatao Gu, Zhengdong Lu, Hang Li and Victor O. K. Li. 2016. GraphRel: Modeling Text as Relational Graphs for Joint Entity and Relation Extraction. *the 55th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, pages 199-208.
- Zhijiang Guo, Yan Zhang and Wei Lu. 2019. Attention Guided Graph Convolutional Networks for Relation Extraction. *The 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, pages 241-251.
- Shizhu He, Cao Liu, Kang Liu and Jun Zhao. 2017. Generating natural answers by incorporating copying and retrieving mechanisms in sequence-to-sequence learning. *The 55th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, pages 199-208.
- Iris Hendrickx, Su Nam Kim, Zornitsa Kozareva, Preslav Nakov, Diarmuid Ó Séaghdha, Sebastian Padó, Marco Pennacchiotti, Lorenza Romano, Stan Szpakowicz. 2009. SemEval-2010 task 8: Multi-way classification of semantic relations between pairs of nominals. *The 5th International Workshop on Semantic Evaluation*, pages 15-16.
- Yi Yao Huang and William Yang Wang. 2017. Deep residual learning for weakly-supervised relation extraction. *The 2017 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, pages 1803-1807.

- Guoliang Ji, Kang Liu, Shizhu He and Jun Zhao. 2017. Distant supervision for relation extraction with sentence-level attention and entity descriptions. *The 31th AAAI Conference on Artificial Intelligence*, pages 3060-3066.
- Xiaotian Jiang, Quan Wang, Peng Li and Bin Wang. 2016. Relation extraction with multi-instance multi-label convolutional neural networks. *The 26th International Conference on Computational Linguistics: Technical Papers*, pages 1471-1480.
- Kambhatla N. 2016. Combining lexical, syntactic and semantic features with Maximum Entropy models for extracting relations. *The Meeting on Association for Computational Linguistics*, pages 22-28.
- Arzoo Katiyar and Claire Cardie. 2017. Going out on a limb: Joint extraction of entity mentions and relations without dependency trees. *The 55th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, pages 917-928.
- Yoon Kim. 2014. Convolutional neural networks for sentence classification. *The 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, pages 25-29.
- Thomas N. Kipf and Max Welling. 2016. Semi-supervised classification with graph convolutional networks. *The 5th International Conference on Learning Representations*, pages 24-26.
- Jooheon Lee, Sangwoo Seo and Yong Suk Choi. 2019. Semantic Relation Classification via Bidirectional LSTM Networks with Entity-Aware Attention Using Latent Entity Typing. *Symmetry*, pages 785.
- Qi Li and Heng Ji. 2014. Incremental joint extraction of entity mentions and relations. *The 52nd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, pages 402-412.
- Shuangjie Li, Wei He, Yabing Shi, Wenbin Jiang, Haijin Liang, Ye Jiang, Yang Zhang, Yajuan Lyu and Yong Zhu. 2019. DuIE: A Large-Scale Chinese Dataset for Information Extraction. *The CCF International Conference on Natural Language Processing and Chinese Computing*, pages 791-800.
- Xiaoya Li, Fan Yin, Zijun Sun, Xiayu Li, Arianna Yuan, Duo Chai, Mingxin Zhou and Jiwei Li. 2019. Entity-Relation Extraction as Multi-Turn Question Answering. *The 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, pages 1340-1350.
- Ziran Li, Ning Ding, Zhiyuan Liu, Haitao Zheng and Ying Shen. 2019. chinese Relation Extraction with Multi-Grained Information and External Linguistic Knowledge. *The 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, pages 4377-4386.
- Yankai Lin, Shiqi Shen, Zhiyuan Liu, Huanbo Luan and Maosong Sun. 2016. Neural relation extraction with selective attention over instances. *The 54th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, pages 2124-2133.
- Zhouhan Lin, Minwei Feng, Cícero Nogueira dos Santos, Mo Yu, Bing Xiang, Bowen Zhou and Yoshua Bengio. 2017. A structured self-attentive sentence embedding. *The 5th International Conference on Learning Representations*, pages 24-26.
- 李卫疆, 李涛, 漆芳. 2019. 基于多特征自注意力BLSTM的中文实体关系抽取. *中文信息学报*, 33(10):47-56.
- Zhenhua Liu, Tianyi Wang, Wei Dai, Zehui Dai and Guangpeng Zhang. 2019. A Relation Proposal Network for End-to-End Information Extraction. *The Natural Language Processing and Chinese Computing*, pages 782-790.
- Diego Marcheggiani and Ivan Titov. 2017. Encoding sentences with graph convolutional networks for semantic role labeling. *The 2017 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, pages 1506-1515.
- Tomas Mikolov, Kai Chen, Greg Corrado and Jeffrey Dean. 2013(b). Efficient estimation of word representations in vector space. *The 1st International Conference on Learning Representations*, pages 2-4.
- Tomas Mikolov, Ilya Sutskever, Kai Chen, Gregory S. Corrado and Jeffrey Dean. 2013(a). Distributed Representations of Words and Phrases and their Compositionality. *The 27th Annual Conference on Neural Information Processing Systems*, pages 3111-3119.

- Melanie Reiplinger, Michael Wiegand and Dietrich Klakow. 2009. Distant supervision for relation extraction without labeled data. *The 47th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 4th International Joint Conference on Natural Language Processing of the AFNLP*, pages 2-7.
- Makoto Miwa and Mohit Bansal. 2016. End-to-end relation extraction using lstms on sequences and tree structures. *The 54th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, pages 7-12.
- Yilin Niu, Ruobing Xie, Zhiyuan Liu and Maosong Sun. 2017. Improved Word Representation Learning with Sememes. *The 55th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, pages 2049-2058.
- Sachin Pawar, Girish K. Palshikar and Pushpak Bhattacharyya. 2017. Relation Extraction : A Survey. *arXiv:1712.05191v1 [cs.CL]* .
- Jeffrey Pennington, Richard Socher and Christopher D. Manning. 2014. Glove: Global vectors for word representation. *The 2014 conference on empirical methods in natural language processing*, pages 1532-1534.
- Sebastian Riedel, Limin Yao and Andrew McCallum. 2010. Modeling Relations and Their Mentions without Labeled Text. *European Conference on Machine Learning & Knowledge Discovery in Databases*, pages 20-24.
- Bryan Rink and Sanda M. Harabagiu. 2010. UTD: Classifying semantic relations by combining lexical and semantic resources. *The 5th International Workshop on Semantic Evaluation*, pages 15-16.
- Cícero Nogueira dos Santos, Bing Xiang and Bowen Zhou. 2015. Classifying relations by ranking with convolutional neural networks. *The 53rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 7th International Joint Conference on Natural Language Processing of the Asian Federation of Natural Language Processing*, pages 626-634.
- Richard Socher, Brody Huval, Christopher D. Manning and Andrew Y. Ng. 2012. Semantic compositionality through recursive matrix-vector spaces. *The 2012 joint conference on empirical methods in natural language processing and computational natural language learning*, pages 1201-1211.
- Changzhi Sun, Yeyun Gong, Yuanbin Wu, Ming Gong, Daxin Jiang, Man Lan, Shiliang Sun and Nan Duan. 2019. Joint Type Inference on Entities and Relations via Graph Convolutional. *The 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, pages 1361-1370.
- Changzhi Sun, Yuanbin Wu, Man Lan, Shiliang Sun, Wenting Wang, Kuang-Chih Lee and Kewen Wu. 2018. Extracting Entities and Relations with Joint Minimum Risk Training. *The 2018 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, pages 2256-2265.
- Ryuichi Takanobu, Tianyang Zhang, Jiexi Liu and Minlie Huang. 2019. A Hierarchical Framework for Relation Extraction with Reinforcement Learning. *The Thirty-Third AAAI Conference on Artificial Intelligence*, pages 7072-7079.
- Zhixing Tan, Mingxuan Wang, Jun Xie, Yidong Chen and Xiaodong Shi. 2018. Deep semantic role labeling with self-attention. *The Thirty-Second AAAI Conference on Artificial Intelligence*, pages 4929-4936.
- Shikhar Vashishth, Rishabh Joshi, Sai Suman Prayaga, Chiranjib Bhattacharyya and Partha P. Talukdar. 2018. Improving distantly-supervised neural relation extraction using side information. *The 2018 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, pages 1257-1266.
- Ashish Vaswani, Noam Shazeer, Niki Parmar, Jakob Uszkoreit, Llion Jones, Aidan N. Gomez, Lukasz Kaiser and Illia Polosukhin. 2017. Attention is all you need. *Advances in neural information processing systems*, pages 5998-6008.
- Oriol Vinyals, Meire Fortunato and Navdeep Jaitly. 2015. Pointer networks. *Advances in Neural Information Processing Systems*, pages 2692-2700.
- Guanying Wang, Wen Zhang, Ruoxu Wang, Yalin Zhou, Xi Chen, Wei Zhang, Hai Zhu and HuaJun Chen. 2018. Label-free distant supervision for relation extraction via knowledge graph embedding. *The 2018 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, pages 2246-2255.
- 武文雅, 陈钰枫, 徐金安. 2019. 基于高层语义注意力机制的中文实体关系抽取. *广西师范大学学报*, 33(01):32-41.

- 武文雅, 陈钰枫, 徐金安. 2018. 中文实体关系抽取研究综述. *计算机与现代化*, 000(008):25-31.
- Jason Weston, Antoine Bordes, Oksana Yakhnenko and Nicolas Usunier. 2013. Connecting language and knowledge bases with embedding models for relation extraction. *The 2013 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, pages 1366-1371.
- Kun Xu, Yansong Feng, Songfang Huang and Dongyan Zhao. 2015(a). Semantic relation classification via convolutional neural networks with simple negative sampling. *The 2015 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, pages 17-21.
- Yan Xu, Lili Mou, Ge Li, Yunchuan Chen, Hao Peng and Zhi Jin. 2015(b). Classifying relations via long short term memory networks along shortest dependency paths. *The 2015 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, pages 1785-1794.
- Dmitry Zelenko, Chinatsu Aone and Anthony Richardella. 2003. Kernel Methods for Relation Extraction. *Journal of Machine Learning Research*, pages 1083-1106.
- Daojian Zeng, Kang Liu, Yubo Chen and Jun Zhao. 2015. Distant supervision for relation extraction via piecewise convolutional neural networks. *The 2015 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, pages 1753-1762.
- Daojian Zeng, Kang Liu, Siwei Lai, Guangyou Zhou and Jun Zhao. 2014. Relation classification via convolutional deep neural network. *The 2015 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, pages 23-29.
- Xiangrong Zeng, Daojian Zeng, Shizhu He, Kang Liu and Jun Zhao. 2018. Extracting relational facts by an end-to-end neural model with copy mechanism. *The 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, pages 506-514.
- Meishan Zhang, Yue Zhang and Guohong Fu. 2017. End-to-end neural relation extraction with global optimization. *The 2017 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, pages 1730-1740.
- Ningyu Zhang, Shumin Deng, Zhanlin Sun, Guanying Wang, Xi Chen, Wei Zhang and Huajun Chen. 2019. Long-tail Relation Extraction via Knowledge Graph Embeddings and Convolution Networks. *The 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies*, pages 3016-3025.
- Yuhao Zhang, Peng Qi and Christopher D. Manning. 2018. Graph convolution over pruned dependency trees improves relation extraction. *The 2018 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, pages 2205-2215.
- Suncong Zheng, Feng Wang, Hongyun Bao, Yuexing Hao, Peng Zhou and Bo Xu. 2017. Joint extraction of entities and relations based on a novel tagging scheme. *The 55th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, pages 1227-1236.
- Peng Zhou, Wei Shi, Jun Tian, Zhenyu Qi, Bingchen Li, Hongwei Hao and Bo Xu. 2016. Attention-based bidirectional long short-term memory networks for relation classification. *The 54th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, pages 207-212.