

基于深度置信网络的维吾尔语人称代词待消解项识别

秦越¹ 禹龙² 田生伟³ 赵建国⁴ 冯冠军⁴

(新疆大学信息科学与工程学院 乌鲁木齐 830046)¹ (新疆大学网络中心 乌鲁木齐 830046)²

(新疆大学软件学院 乌鲁木齐 830046)³ (新疆大学人文学院 乌鲁木齐 830046)⁴

摘要 针对维吾尔语人称代词指代消解研究忽略了待消解项识别而引入了噪声的问题,提出一种基于深度置信网络(Deep Belief Networks, DBN)的维吾尔语人称代词待消解项识别方法。在分析维吾尔语人称代词语法特征和语言规则的基础上,总结出包含10项特征的维吾尔语人称代词待消解项特征集。所提方法首先通过逐层贪婪地训练每一层受限玻尔兹曼机(Restricted Boltzmann Machine, RBM)网络,来保证特征向量映射到不同的特征空间,尽可能多地保留特征信息;并在最后一层设置BP网络,对RBM输出的特征向量进行分类,以有监督的方式训练整个网络并进行微调。实验结果表明,所提方法正确识别维吾尔语人称代词待消解项的准确率达到95.17%,比SVM算法提高了9%,从而验证了其有效性和可行性。

关键词 深度置信网络(DBN),待消解项识别,维吾尔语,特征提取

中图分类号 TP391 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.10.041

Anaphoricity Determination of Uyghur Personal Pronouns Based on Deep Belief Network

QIN Yue¹ YU Long² TIAN Sheng-wei³ ZHAO Jian-guo⁴ FENG Guan-jun⁴

(College of Information Science and Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830046, China)¹

(Network Center, Xinjiang University, Urumqi 830046, China)²

(School of Software, Xinjiang University, Urumqi 830046, China)³

(College of Humanities, Xinjiang University, Urumqi 830046, China)⁴

Abstract Aiming at the problem that the noise was introduced into the research about anaphoricity determination of personal pronouns in Uyghur language, we represented a method based on deep belief networks(DBN). On the basis of analyzing the grammatical features and linguistic rules of personal pronouns in Uyghur language, we summarized the anaphoricity determination feature set containing ten features. First of all, the Restricted Boltzmann Machine(RBM) network is trained layer by layer in a greedy way, in order to make sure that the feature vector is mapped to the different space so that the characteristic information can be retained as much as possible. Then, the BP network in the last layer is set up and the features of the output vector about RBM are classified, as well as the entire network is trained in a supervised way and it is fine-tuned. The experimental result shows that the accuracy rate of correct recognition of anaphoricity determination about Uyghur personal pronouns reaches 95.17%, which is improved by 9% compared to that of SVM algorithm, and the validation and availability of the method are demonstrated.

Keywords Deep belief networks(DBN), Anaphoricity determination, Uyghur language, Feature extraction

1 引言

指代(anaphora)是指在篇章中用一个指代词回指某个以前出现的语言单位(通常是词或者短语),对简化表述、衔接上下文、保持语篇的连贯性起着重要作用。指代的类型有很多,

包括名词短语、人称代词、指示代词、零代词等方面。

在语言学中,用于指向的指代词称为照应语(anaphora),所指的内容或对象称为先行语(antecedent),指代消解就是确定照应语和先行语之间关系的过程^[1],而维吾尔语人称代词指代消解主要考察人称代词和邻近名词性短语的指代关系。

到稿日期:2016-09-13 返修日期:2016-12-24 本文受国家自然科学基金(61563051, 61662074, 61262064),国家自然科学基金重点项目(61331011),新疆维吾尔自治区科技人才培养项目(QN2016YX0051)资助。

秦越(1992-),女,硕士生,主要研究方向为自然语言处理;禹龙(1974-),女,硕士,教授,主要研究方向为计算机智能技术、计算机网络, E-mail: yul_xju@163.com(通信作者);田生伟(1973-),男,博士,教授,主要研究方向为计算机智能技术、自然语言处理;赵建国(1967-),男,博士,副教授,主要研究方向为维汉双语对比;冯冠军(1972-),男,博士,副教授,主要研究方向为少数民族文学。

例如:

مەن پىلانسىز ئىش قىلمايمەن. (مەن)

译:我不做没有计划的事情。(我)

(2)属格:主要表示人或事物的领属关系。

例如:

ئۇنىڭ ئېرى چەتكە خىزمەتكە چىقىپ كەتتى. (ئۇنىڭ)

译:她的先生出差去了。(她的)

(3)宾格:主要表示动作与客体的关系。

例如:

سىزنى بەك كۆرگۈمىز كەلدى ،سۈرىتىڭىزنى ئەۋەتىپ بېرىڭ. (سىزنى)

译:我们非常想念您,寄一张照片来吧。(把您)

(4)向格:主要表示行为动作的趋向。

例如:

بەزىدە شۇنداق ئويلاپ قالسىمەن ، سىز ئۇنىڭغا سوغۇق مۇئامىلە قىلماسلىقىڭىز كېرەك. (ئۇنىڭغا)

译:有时我想,你对他不应该太冷淡。(对他)

此外还包括(5)从格:主要表示行为动作的起点或来源;

(6)时位格:主要表示行为动作的发生以及存在的时间或空间,也可以表示工具;(7)界限格:主要表示行为状态所持续的时间界限和空间界限;(8)量似格:主要表示事物和事物之间在量或程度上具有某种共性;(9)范围格:主要表示人或事物存在的范围或领域;(10)相似格:主要表示事物和事物之间在性质、形状、特征等方面具有某些共性。

3 基于深度置信网络的待消解项识别

基于深度置信网络(DBN)的维吾尔语人称代词待消解项识别流程分为预处理、特征集的选择、实例构建、生成待消解项识别模型。图1给出了该过程的流程图。

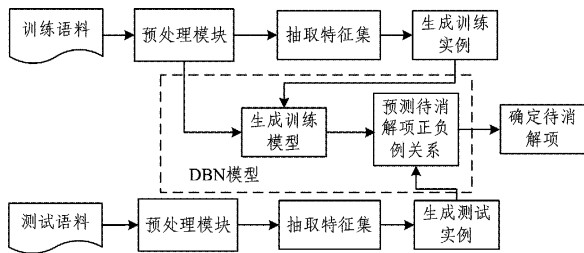


图1 维吾尔语人称代词待消解项识别流程

预处理:对于维吾尔语人称代词待消解项识别任务,需要从原始的维吾尔语语料中获得丰富的词性类别、语义类别、句法及指代等信息,这个过程由命名实体标注、词性标注、“格”语法(见2.3节)、指代链标注、人称代词的单复数、性别等信息的获得组成。

特征集的选择:待消解项识别模型选用的特征尽量为待消解项自身特征及上下文信息特征,并且特征向量的属性之间不能互相冲突,属性需有明确的表示且具有通用性。

构建实例:关于实例的构建,需要在语料库中标注完成的

指代关系,使用选定的特征集构造训练实例集和测试实例集。

生成待消解项模型:用训练好的DBN分类模型评测维吾尔语人称代词待消解项识别模型的性能,从而确定待消解项。

3.1 特征集的选择

维吾尔语人称代词待消解项识别任务所选择的特征主要反映待消解项自身信息的特征和上下文信息的特征,不包含先行语的信息。特征向量选择的的原则是:1)特征向量的属性之间不能相互冲突,属性信息要有明确的符号标示;2)属性要反映出所研究对象的性质和特点,突出待消解项与非待消解项的区别。

对于相关特征向量属性的研究,英语和汉语的研究较为深入,但关于维吾尔语人称代词特征向量的一些基本研究工作还有所欠缺,因此特征向量属性的选择也是本研究的一项主要内容。针对维吾尔语人称代词待消解项任务,选择特征时需要抓住维吾尔语人称代词指代现象的本质和语言特色来刻画并确定待消解项。通过总结归纳所属上下文信息的特点,最终选择了10项属性来刻画待消解项识别任务的特征集。如表2所列,“Number”中的“未知”是指很难判断单复数信息的人称代词;“Case”是指维吾尔语中的“格”语法;“Sem-Class”,“NestOut”,“Arg”等特征反映了待消解项的背景信息。

表2 维吾尔语人称代词待消解项识别模型的特征集

特征组	特征类型	特征描述
描述当前对象自身信息的特征	PersonalPron	当前对象是人称代词,取值1;否则取值0
	Gender	PersonalPronoun是男性取值1;女性取值0;未知取值0.5;没有取2(第三人称是物的,没有性别)
	Number	PersonalPronoun是单数取值0;复数取值1;未知取值0.5
	Case	PersonalPronoun有“格”语法取值1;否则取值0
描述当前对象所处上下文信息的特征	PPronoun	PersonalPronoun是第一人称取值1;第二人称取值2;第三人称取值0.5
	SemClass	在PersonalPronoun之前未出现语义类别一致对象,取值0;否则取值1
	NestOut	PersonalPronoun嵌套在某一名词性短语内,取值1;否则取值0
	SemanticRoles	PersonalPronoun承担施事者或者受事者角色,取值1;否则取值0
	FirstNP	PersonalPronoun是语句中第一个名词性短语,取值1;否则取值0
	Arg	PersonalPronoun是主语,取值1;宾语取值0;否则取值0.5

3.2 构建训练实例

训练时指代链信息已知,根据特征集获取识别出的每个维吾尔语人称代词对应的特征向量,若该人称代词位于某一指代链,且不在指代链的链头(即具有指代关系,且在篇章中向前存在先行语),则将该特征向量标识为正例,否则标识为负例。将形成的训练样例集提交给构造好的DBN模型,从而训练生成了一个用于待消解项识别的DBN分类模型。

3.3 构建测试实例

测试时指代链信息未知,获取识别出的每个人称代词相应的特征向量,然后将特征向量提交给DBN模型,在训练形

成的分类模型的指导下,由分类模型判断出该特征向量为正例(即需要消解的待消解项)还是为负例(即无需消解的非待消解项)。

通过 3.1 节给出的特征集得到对应的特征向量取值,生成训练样例和测试样例,以下句为例:

ماينۇر دوختۇر خانىغا بېرىپ كەلدى،
دوختۇر سىستىرالار ئۇنى تونۇپ كەتكەن ئىدى.

(阿不都热合曼·卡哈尔:《如诉的歌》513 页)

译:玛伊努尔来到医院,大夫和护士都已经很熟悉她了。

在本句中,ئۇنى(她)指代前句中的ماينۇر(玛伊努尔),两者存在指代关系,则ئۇنى(她)为待消解项。表 3 列出了维吾尔语人称代词待消解项的训练样例和测试样例。

表 3 维吾尔语人称代词待消解项的训练样例和测试样例

候选待消解项	样例值(10 个特征值)	是否为待消解项
ئۇنى(她)	1,0,0,1,0.5,1,0,0,0,0	是(正例)

3.4 深度置信网络

深度置信网络(DBN)是由若干层自底向上的受限玻尔兹曼机(RBM)和一层有监督的反向传播(BP)网络组成的深层神经网络组成^[11-12],其结构如图 2 所示, v_i 和 h_i 分别表示可视层和隐藏层内的节点值, w_i 表示可视层和隐藏层之间的权重。

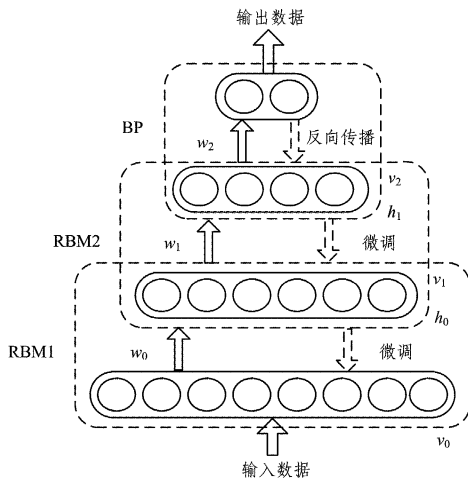


图 2 DBN 网络结构图

对 DBN 的深度(即包含的 RBM 层数)的选择在一定程度上影响了维吾尔语人称代词待消解项识别任务的性能。针对此问题,4.3 节将基于本任务来详细说明 RBM 层数对待消解项识别性能的影响。

训练 DBN 模型的过程主要分为两步:

Step1 分别单独无监督地训练每一层 RBM 网络,其作用在于确保特征向量映射到不同的特征空间,尽可能地保留特征信息,每层 RBM 的输出作为下一层 RBM 的输入。

Step2 在 DBN 的最后一层设置有监督 BP 网络,其作用在于通过 BP 网络接收 RBM 的输出特征向量作为它的输入特征向量,从而有监督地训练分类器。此外,由于每层 RBM 网络只能保证自身层内的权值对该层的特征向量映射达到最优,但不能保证对整体 DBN 网络的特征向量映射达到最优,

因此,BP 网络还肩负着微调功能,BP 网络将错误信息自顶向下地传播至每一层 RBM,从而微调整个 DBN 网络。

受限玻尔兹曼机(RBM)是一个无监督的能量模型,其网络结构如图 3 所示,RBM 包含 m 个可视层节点(构成向量 V) 和 n 个隐藏层节点(构成向量 H), W 是一个 $n \times m$ 的矩阵,表示可视节点和隐藏节点间的边和权重。根据能量函数的定义,可视层和隐藏层组成的系统 (v, h) 的能量定义如下:

$$E(v, h, \theta) = - \sum_{i=1}^m a_i v_i - \sum_{j=1}^n b_j h_j - \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n v_i W_{ij} h_j \quad (1)$$

其中, $\theta = \{a_i, b_j, W_{ij}\}$ 为 RBM 的参数, a_i 表示 v_i 的偏置, b_j 表示 h_j 的偏置, W_{ij} 表示可视节点 i 与隐藏层节点 j 之间的权值矩阵。根据能量函数的定义,可视节点和隐藏节点 (v, h) 的联合分布概率为:

$$P(v, h, \theta) = \frac{e^{-E(v, h, \theta)}}{Z(\theta)} \quad (2)$$

$$Z(\theta) = \sum_{v, h} e^{-E(v, h, \theta)} \quad (3)$$

其中, $Z(\theta)$ 为归一化因子。

将 RBM 关于 v_i 的边缘分布概率 $P(v, \theta)$ 代入极大似然函数,得:

$$\sum_v \ln P(v, \theta) = \sum_v (\ln \sum_h e^{-E(v, h, \theta)} - \ln \sum_v \sum_h e^{-E(v, h, \theta)}) \quad (4)$$

利用式(4)分别对各参数 $\theta = \{a_i, b_j, W_{ij}\}$ 求偏导,得到使得联合概率分布 $p(v, h)$ 达到最大时的参数,并根据对比散度(Contrastive Divergence, CD)算法^[13]来加快计算速度并保证计算精度。

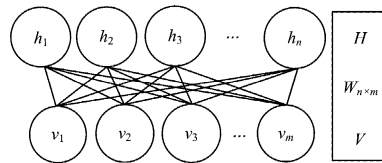


图 3 RBM 结构图

4 实验与分析

4.1 实验语料

目前为止,指代消解标注语料以 MUC(仅有 English 语料)、ACE(包括 Arabic, English, Chinese 3 种语料)为主。由于本文主要针对维吾尔语人称代词指代现象,根据维吾尔语语言特点及语法规则提取有关人称代词待消解项识别的特征,其中包含以维吾尔语人称代词“格”语法为该少数民族语言特色的特征类型,因此本文对话料进行筛选和标注以完成维吾尔语人称代词待消解项识别任务。

实验语料以天山网、人民网、昆仑网以及博客、论坛等维吾尔语版网页作为语料来源,通过网络爬虫或人工下载页面,对页面内容进行去噪处理,最终获得实验所需的原始文本。为确保语料的普遍性,本文选取的语料涵盖了新闻、人物、科普等内容。实验采用人工标注语料,在实验组维吾尔语语言学专家的指导下,对话料进行标注并选用 XML 文件进行存储。选择标注完成指代链等信息的语料共 179 篇,表 4 列出其中人称代词类型的分布情况。

表4 维吾尔语料中人称代词的类型分布

人称代词类型	所占个数	所占比例/%
第一人称	270	32.42
第二人称	87	10.44
第三人称	476	57.14
总计	833	100

4.2 实验评测标准

采用待消解项识别性能评测指标^[14] Acc^+ 和 Acc^- 对实验结果进行测评。

$$Acc^+ = \frac{\text{正确识别的待消解项个数}}{\text{应识别的待消解项个数}}$$

$$Acc^- = \frac{\text{正确识别的非待消解项个数}}{\text{非待消解项总个数}}$$

正例的准确率 Acc^+ 表示待消解项的准确率,若此比例越高,则正确识别出的待消解项个数越多;负例的准确率 Acc^- 表示非待消解项的过滤情况,若此比例越高,则待消解项识别模型正确过滤的不必要的实例越多,引入的噪声越少。为避免实验的不确定性,确保数据的随机性,本文中的实验数据均采用五折交叉验证法。

4.3 不同隐藏层层数的待消解项识别性能

DBN的隐藏层层数(即DBN中RBM的层数)影响着模型对数据的拟合精度,对其进行确定往往与具体的应用场景和数据集有关。利用 DBN^i (其中, i 表示DBN中包含RBM的层数)探索不同隐藏层层数对待消解项识别性能的影响。

隐藏层节点数也会影响实验效果,若隐藏层节点数较少,则不能充分学习数据中的特征;若隐藏层节点数过多,则会导致训练时间相对过长,增加学习负担,使特征向量过于稀疏而无法精确表达数据集中的特征。在目前的DBN研究中,基本凭借经验知识来选择网络层数和每个隐藏层神经元数^[15-16],经过反复尝试不同的隐藏层节点数目,选定各隐藏层节点数目为50,在此基础上改变DBN隐藏层层数。DBN隐藏层层数的待消解项识别中 Acc^+ 和 Acc^- 的性能如表5所列。

表5 不同隐藏层层数的人称代词待消解项识别性能/%

模型	Acc^+	Acc^-
DBN^1	86.09	81.10
DBN^2	89.65	82.25
DBN^3	95.17	84.02
DBN^4	94.03	80.26

由表5可知,DBN对维吾尔语人称代词待消解项识别的 Acc^+ 随着隐藏层层数的增加先上升后下降,当隐藏层层数为3时得到最优效果,表示正确识别待消解项的准确率最高,为95.17%。当隐藏单元层数为4时, Acc^+ 没有提升。对于 Acc^- ,其变化规律与 Acc^+ 相同,即随着隐藏层层数的增加先上升后下降,且在隐藏层层数为3时达到最佳,为84.02%。当隐藏层层数为4, Acc^- 没有提升。随着DBN隐藏层层数的增加,实验结果准确率有所提高,这是因为深度学习通过多层映射单元提取主要的结构信息,计算能力良好,其精确度要高于单层结构。但在第4层准确率没有提升,表明基于本任务的DBN深度为3已足够。DBN通过构建具有一定层数的RBM来学习数据中有价值的特征,从而提高最终准确率。因此,“深度模型”是手段,“特征学习”是目的^[17]。

4.4 与其他模型进行对比

为探索本文方法的有效性,使用相同的特征集对SVM算法进行维吾尔语人称代词待消解项识别对比实验,SVM是一种浅层机器学习模型,在许多分类问题中被广泛应用。利用优于线性核函数和RBF核函数的多项式核函数,选取最佳参数 $\gamma=3,coef=1$ 的SVM模型,并将4.3节中性能最优的 DBN^3 与SVM进行对比,实验结果如表6所列。

表6 SVM模型与 DBN^3 的对比/%

模型	Acc^+	Acc^-
DBN^3	95.17	84.02
SVM	85.71	83.90

由表6可知,对于 Acc^+ ,3层隐藏层的 DBN^3 的效果优于SVM模型,这是因为DBN具有深层网络结构,能够拟合更复杂的数据且具有较好的泛化能力,而SVM是一种浅层机器学习模型,与深层网络结构的算法相比学习特征的能力相对较弱;对于 Acc^- , DBN^3 相对SVM模型仅仅提高了0.12%,这是因为SVM模型与具体数据集和应用有关,在本实验语料中,非待消解项的分布有利于SVM模型学习其中的语义信息,所以SVM的 Acc^- 与 DBN^3 的 Acc^- 的差距不大。但 DBN^3 的 Acc^- 优于SVM的 Acc^- ,证明含有深层网络结构的DBN模型与浅层机器学习的SVM模型相比更适用于维吾尔语人称代词待消解项任务。

4.5 维吾尔语人称代词子类待消解项识别

2.2节已对维吾尔语人称代词分类进行了介绍,维吾尔语人称代词分为第一人称、第二人称、第三人称,表7列出了维吾尔语人称代词子类待消解项识别的结果。

表7 维吾尔语料人称代词子类待消解项识别的结果/%

人称代词类型	Acc^+	Acc^-
第一人称	89.30	80.31
第二人称	86.09	81.10
第三人称	94.37	81.00

由表7可知,第三人称的 Acc^+ 远高于第一人称和第二人称的 Acc^+ ,第二人称的 Acc^+ 最低,其原因如下:根据维吾尔语的语言特点,由于第三人称代词无性别之分,可以指人、物、事件,因此应用场景广泛;而第二人称除了用于某些特殊情况外,大多出现在篇章对话中,其指代场景与第三人称相比不是非常复杂。4.1节表4中统计的维吾尔语人称代词的类型分布也印证了上述特点,即在训练数据中,第三人称分布最广,第一人称次之,第二人称分布相对较少。在训练数据中对于样本分布较少的第二人称,模型对其特征的学习刻画能力与分布数量广泛的第三人称相比较弱,导致第二人称的 Acc^+ 低于第三人称的 Acc^+ ,而在训练数据中分布广泛的第三人称则包含数量更多的特征向量信息,使模型能够更好地学习并挖掘其深层语义,捕捉原始特征内部的相关性,因此第三人称的 Acc^+ 最高。

4.6 维吾尔语人称代词“格”语法特征对性能的影响

2.3节已介绍维吾尔语人称代词“格”语法的特点,为探索人称代词“格”语法特征对待消解项识别的影响,用去掉“Case”特征的特征集与含有全部特征的特征集作对比,使用

在 4.3 节中参数相同的最优的 3 层隐藏层 DBN 验证“格”语法的有效性。此外,还将去掉“Case”特征的特征集加入 SVM 模型中,与 4.4 节中含有全部特征集的 SVM 作对比。实验结果如表 8 所列。

表 8 特征集去“格”语法对准确率的影响/%

模型	Acc ⁺	Acc ⁻
DBN ³ (去“格”)	93.60	74.31
DBN ³	95.17	84.02
SVM(去“格”)	81.48	79.44
SVM	85.71	83.90

由表 8 可知,与加入全部特征集的 DBN³ 相比,DBN³(去“格”)的 Acc⁺ 与 Acc⁻ 均有所下降,而 SVM(去“格”)的 Acc⁺ 与 Acc⁻ 的效果也劣于含有全部特征集的 SVM。由此可知,基于去“格”语法的 DBN³ 与 SVM 模型的准确率较之前均有所下降,验证了“格”语法在维吾尔语人称代词待消解项识别特征集中具有代表性和特色,“格”语法的加入提高了待消解项识别的性能。

结束语 本文提出一种基于深度置信网络(DBN)的维吾尔语人称代的词待消解项识别方法。结合维吾尔语人称代词的语法特点和语义信息提取待消解项识别特征集,将其加入 DBN 模型进行人称代词待消解项识别,与浅层的机器学习算法相比更适用于维吾尔语人称代词待消解项识别任务。同时,对人称代词子类待消解项进行识别,在特征集去“格”语法方面进行探索,进一步阐述维吾尔语人称代词待消解项识别现象。下一步工作将从以下几个方面展开:首先扩大现有语料库规模;其次完善特征集,进一步阐述维吾尔语指代现象;最后将待消解项识别部分加入维吾尔语人称代词的指代消解研究中,提高维吾尔语人称代词指代消解的性能。

参 考 文 献

- [1] VAN DEEMTER K, KIBBLE R. On coreferring: coreference in MUC and related annotation schemes[J]. Computational Linguistics, 2006, 26(4): 629-637.
- [2] BERGSMA S, LIN D, GOEBEL R. Distributional Identification of Non-Referential Pronouns[C]// Proceedings of the Meeting of the Association for Computational Linguistics. Columbus, Ohio, USA, 2008: 10-18.
- [3] BEAN D L, RILOFF E. Corpus-based identification of non-anaphoric noun phrases[C]// Meeting of the Association for Computational Linguistics on Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 1999: 373-380.
- [4] NG V, CARDIE C. Improving machine learning approaches to coreference resolution[C]// Meeting on Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2002: 104-111.
- [5] CHEN J C, KONG F, ZHU Q M, et al. Detection of Referential It in Coreference Resolution Based on Tree Kernel [J]. Journal of Chinese Information Processing, 2010, 24(5): 24-30. (in Chinese)
陈九昌,孔芳,朱巧明,等.基于树核函数的“it”待消解项识别研究[J].中文信息学报,2010,24(5):24-30.
- [6] KONG F, ZHU Q M, ZHOU G D. Anaphoricity Determination for Coreference Resolution in English and Chinese Languages [J]. Journal of Computer Research and Development, 2012, 49(5): 1072-1085. (in Chinese)
孔芳,朱巧明,周国栋.中英文指代消解中待消解项识别的研究[J].计算机研究与发展,2012,49(5):1072-1085.
- [7] ZHANG C, KONG F, ZHOU G D. Detecting Anaphoricity for Coreference Resolution in Interactive Question Answering [J]. Journal of Chinese Information Processing, 2014, 28(4): 111-116. (in Chinese)
张超,孔芳,周国栋.交互式问答系统中待消解项的识别方法研究[J].中文信息学报,2014,28(4):111-116.
- [8] HU N Q. Feature vector based Chinese Coreference Resolution Research and System Implementation [D]. Suzhou: Soochow University, 2009. (in Chinese)
胡乃全.基于特征向量的中文指代消解研究与系统实现[D].苏州:苏州大学,2009.
- [9] ZHOU X Y, LIU J, LUO F, et al. Comparison of Chinese Anaphora Resolution[J]. Computer Science, 2016, 43(2): 31-34. (in Chinese)
周炫余,刘娟,罗飞,等.中文指代消解模型的对比研究[J].计算机科学,2016,43(2):31-34.
- [10] CHEN J C. Research on Anaphoricity Determination in Coreference Resolution [D]. Suzhou: Soochow University, 2010. (in Chinese)
陈九昌.指代消解中待消解项识别研究[D].苏州:苏州大学,2010.
- [11] ACKLEY D H, HINTON G E, SEJNOWSKI T J. A learning algorithm for boltzmann machines[J]. Cognitive Science, 1985, 9(1): 147-169.
- [12] NEUKART F, MORARU S A. A Machine Learning Approach for Abstraction based on the Idea of Deep Belief Artificial Neural Networks [J]. Procedia Engineering, 2014, 69(1): 1499-1508.
- [13] HINTON G E, OSINDERO S, TEH Y W. A Fast Learning Algorithm for Deep Belief Nets [J]. Neural Computation, 2006, 18(7): 1527-1554.
- [14] ZHOU G D, KONG F, et al. Global learning of noun phrase anaphoricity in coreference resolution via label propagation [C]// Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP 2009). Singapore, 2009: 978-986.
- [15] ROUX N L, BENGIO Y. Representational power of restricted boltzmann machines and deep belief networks [J]. Neural Computation, 2008, 20(6): 1631-1649.
- [16] DENG L, YU D, PLATT J. Scalable stacking and learning for building deep architectures [C]// IEEE International Conference on Acoustics, Speech & Signal Processing. 2012: 2133-2136.
- [17] YU K, JIA L, CHEN Y Q, et al. Yesterday, today and tomorrow for deep learning [J]. Journal of Computer Research and Development, 2013, 50(9): 1799-1804. (in Chinese)
余凯,贾磊,陈雨强,等.深度学习的昨天、今天和明天[J].计算机研究与发展,2013,50(9):1799-1804.