

基于神经网络方法的隐喻识别研究综述

吴亚强

(四川大学计算机学院,成都 610065)

摘要:

隐喻在日常交流和文学作品中十分常见,文本中隐喻表达的识别,是自然语言处理中的一个重要任务。隐喻识别任务中所采用的方法十分广泛,从基于规则的方法,利用语法特征,到传统机器学习算法,人工提取特征,再到近几年的神经网络算法,自动学习特征。其中,神经网络方法在隐喻识别中起到重要作用。对近些年应用于隐喻识别任务中的神经网络方法进行回顾与总结,并介绍常用隐喻识别数据集。

关键词:

隐喻;隐喻识别;神经网络

0 引言

在日常交流,以及很多文学作品中,人们无时无刻不在使用带有比喻性修辞手法的语句。以“像是”、“像”、“如”等字词显示地表达两个事物之间的比较的手法,称为明喻;与之对应的,不含这类标志词的则称为隐喻。Lakoff 和 Johnson 于 1980 提出的理论^[1]认为,隐喻是一种概念映射,通过源域与目标域之间的映射,进一步帮助人们更好地理解抽象或复杂的概念。例如,“时间是金钱”,将时间与金钱两个概念进行比较,借助“金钱”宝贵、有价值的特点,来帮助理解“时间”这个较为抽象的概念。另一种理论认为,隐喻的出现必然伴随着一定的选择倾向性异常^[2]。例如,“他咽下了那句话”,“咽下”的宾语优先是某种食物,而这里的宾语“那句话”破坏了这种优先级,导致选择倾向性异常,形成隐喻。由于隐喻性语言的普遍性和重要性,文本中隐喻表达的识别和理解,是基于语义的 NLP 任务中非常重要的一部分。同时,有效的隐喻识别工作,对其他的 NLP 任务也具有一定的价值,例如机器翻译、信息检索、观点挖掘等。

隐喻识别一般可以看成是一个二分类任务,即识别目标词在其上下文中是否是隐喻用法。词的隐喻用法只能出现在特定上下文环境中,脱离了上下文的单个词就没有了隐喻和非隐喻的区别。因此,隐喻识别任

务本质上就是构建目标词与其上下文之间的交互,从而得到两者之间的联系,目前大部分工作都是在寻找其不同的交互方式。近年来,神经网络方法在自然语言处理领域中被广泛应用,主要用于文本的语义建模,因此同样适用于隐喻识别任务中的上下文语义建模。从一开始使用预先训练的词嵌入向量,使用多层感知器(MLP)算法,到之后进一步使用 LSTM(长短期记忆)、CNN(卷积神经网络)等常用网络结构编码更深层次的上下文语义信息,再到近两年在大规模语料上预先训练的语言模型(ELMo、BERT 等)的引入,使得隐喻识别的效果不断提升。

本文内容主要由以下三部分构成:相关工作,详细介绍近年来使用神经网络模型来解决隐喻识别任务的相关研究工作;数据集,介绍了隐喻识别任务中常用的三个数据集,即 VUA、MOH-X 和 TroFi;结语,总结概括本文内容,并对隐喻识别的未来研究方向作进一步展望。

1 相关研究

当前基于神经网络的隐喻识别方法的主要思想都是对目标词以及目标词的上下文进行语义建模,然后根据目标词的语义和上下文语义之间的差异来判断隐喻,如果目标词和上下文语义相差较大,则该目标词可

以被认为是隐喻,反之不是隐喻。不同的神经网络模型之间的差异就在于采用不同的语义编码方式,从而取得了不同的效果。

Do Dinh 和 Gurevych^[3]于 2016 年第一次将神经网络方法应用于隐喻识别任务。模型只依赖于预先训练的、稠密的词向量,不需要任何人工定义的特征,其方法使用全连接的前馈神经网络作为输入层,然后使用多层感知器作为隐藏层来进行特征编码,最后是利用一个带有 softmax 函数的输出层来进行预测。该工作初步探索了神经网络方法在隐喻识别任务上的应用,并取得了较好的效果。2017 年,Rei 等人^[4]针对短语结构(动名词短语、形容词名词短语)的隐喻识别进行研究,使用 sigmoid 函数设计门控机制来捕获短语结构中源域和目标域之间的交互,并通过权重相似性来自动进行特征选择,最后通过全连接层进行预测,该模型仅适用于短语结构的隐喻识别,所以对于一段文本,需要事先进行短语抽取的工作,而短语抽取到隐喻识别这个过程会存在错误传播问题,因此该方法在实际应用中具有一定的局限性。Sun 等人^[5]将输入文本进行预处理,得到三种子序列,即原始文本序列、依存关系子序列和 SVO(主谓宾)结构子序列。原始文本序列即输入的原始形式,包含了所有文本信息;依存关系子序列包含了目标词(输入文本中待识别的词)以及在输入文本的依存句法树中与目标词有直接依赖关系的词;SVO(主谓宾)结构子序列包含目标词和该目标词的主语和宾语。然后,作者将这三种序列分别作为双向 LSTM(长短期记忆)的输入,使用 LSTM 网络结构进行语义编码,再将三种序列的语义编码进行拼接,构成完整的特征向量,最后使用全连接层进行分类预测。

在 2018VUA 隐喻识别共享任务中,大量使用了神经网络模型的方法被提出,其中 RNN(循环神经网络)、RNN 的变体 LSTM、CNN(卷积神经网络)等网络结构被充分利用。Wu 等人^[6]提出的方法在该共享任务中取得了最好效果,其模型将预先训练的词向量、词性标签和词聚类信息结合起来构成词的嵌入表达,然后将 CNN 和 LSTM 相结合,利用 CNN 捕获局部上下文信息,用 LSTM 捕获远距离上下文信息,最终使用全连接层进行预测。

Gao 等人^[7]首次将预先训练的语言模型引入隐喻识别任务,将 ELMo 词向量和 GloVe 词向量结合,作为底层词的嵌入表达,上层采用双向 LSTM 结构进行上

下文语义编码,将每个词的前向 LSTM 输出和后向 LSTM 的输出拼接,得到完整特征向量,最后采用序列标注的框架,对输入句子中的每个词同时进行预测,实验表明采用序列标注方式同时进行预测相对于只针对目标词进行预测的方式,可以取得更好效果。Gao 等人的工作证明了含有丰富上下文语义信息的语言模型在隐喻识别任务上的重要作用,将 LSTM 和语言模型相结合即可取得较好效果。

隐喻识别通常伴随着两大理论,一种理论认为隐喻词通常与其所在上下文存在语义冲突,即语义上的不连贯性,该理论也被称作选择倾向性异常(Selectional Preference Violation,SPV),另一种理论认为隐喻词在其特定上下文中所表达的语义与该词本身的常见语义存在冲突,被称为 Metaphor Identification Procedure(MIP)。Mao 等人^[8]发现现有的隐喻识别任务中,所有的端到端神经网络模型均采用通用的语义编码结构(LSTM、CNN 等),并没有显式的利用隐喻识别中的语言学相关理论,故作者基于 SPV 理论和 MIP 理论提出两种神经网络模型,两种模型在该任务上均取得了当前最好效果。另外,在词的底层嵌入编码阶段,作者继续使用了 ELMo 词向量和 GloVe 词向量相结合的方式。

2 数据集

2.1 VUA

VUA(VU Amsterdam Metaphor Corpus)^[9]是隐喻识别任务中目前公开的最大的人工标注的,跨领域的比喻性语言语料,由四大类文本组成,即学术文本、小说文本、新闻文本、对话文本,语料包含 2626 个段落(<p> </p>标签),16000 多个句子(<s> </s>标签),20 万词汇量(<w> </w>标签),其中对话文本不存在段落标签,而是用 <u> </u> 标签来表示每一轮对话。该语料是基于 MIPVU 隐喻识别规则,并从 BNC-Baby 中选择一部分文本进行标注而得到,标注 Kappa 值超过 0.8,其文本大致分布见表 1。

表 1 VUA 语料分布情况

类型	词汇量	文本片段数量
学术文本	49561	16
对话文本	48001	24
小说文本	44892	12
新闻文本	45116	63
总计	187570	115

语料中一部分词被标注为 function="mrw" (Metaphor related word-隐喻相关词), "mrw" 词的 type 标签又分为 "met" 和 "lit" 两种, 一般而言, type="lit" 情况下, 前面通常使用了显示的连接词 (如: like, seem, as if 等), 属于明喻, 因此通常会将语料中标注了 function="mrw" 且 type="met" 的词视为隐喻词, 其他标注的词或未标注的词均视为非隐喻词。

2.2 MOH-X

MOH-X^[10] 语料为 MOH 语料的子集, 语料中的文本均来自于 WordNet 词典, 语料中的句子长度较短。

2.3 TroFi

TroFi^[11] 语料来自华尔街日报 (The 1987-89 WSJ Corpus Release 1), 语料中对 50 个动词进行了标注, 同时包含了这些词的字面意义用法和隐喻用法。数据包含三个字段, 第一个字段用来标记该样例文本在华尔街日报中所处的位置, 第二个字段用来表示标签, 包含

三种值: L (Literal)、N (Nonliteral) 和 U (Unannotated), 第三个字段即为样例文本, 每个样例句以 "/" 结尾。

3 结语

隐喻是文本中的一种常见语言现象, 隐喻识别是自然语言处理中的一个重要任务。本文通过对隐喻现象进行简要描述, 并对隐喻识别任务进行分析, 得出隐喻识别任务本质上就是构建目标词与其上下文之间的交互, 从而得到两者之间的联系。本文主要介绍了在神经网络方法的基础上, 隐喻识别所取得的成就, 对相关文献的做法进行了简单概括并总结。最后, 本文介绍了该任务上的三个常用数据集。

本文认为, 隐喻识别任务未来的研究方向依然还是对上下文进行更深层次的语义编码, 具体来说, 在大规模语料上预先训练的语言模型将会起到至关重要的作用。

参考文献:

- [1] George Lakoff, Johnson M. Metaphors We Live By. Chicago/London, 1980.
- [2] Yorick Wilks. Making Preferences More Active. Artificial Intelligence, 1978, 11(3):197-223.
- [3] Do Dinh E.L., Gurevych I. Token-Level Metaphor Detection Using Neural Networks[C]//Proceedings of the Fourth Workshop on Metaphor in NLP, 2016:28-33.
- [4] Marek Rei, Luana Bulat, Douwe Kiela, Ekaterina Shutova. Grasping the Finer Point: A Supervised Similarity Network for Metaphor Detection. Proceedings of the 2017 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP 2017), 2017:1537-1546.
- [5] SUN S., XIE Z. Bilstm-Based Models for Metaphor Detection[C]//National CCF Conference on Natural Language Processing and Chinese Computing. Springer, Cham, 2017:431-442.
- [6] WU Chu-han, WU Fang-zhao, CHEN Yu-bo, WU, Si-xing, YUAN Zhi-gang, HUANG Yong-feng. Neural Metaphor Detecting with CNN-LSTM Model. Proceedings of the Workshop on Figurative Language Processing, NAACL, 2018:110-114.
- [7] Ge Gao, Eunsol Choi, Yejin Choi, Luke Zettlemoyer. Neural Metaphor Detection in Context[J]. Proceedings of the 2018 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, Brussels, Belgium, 2018:607-613.
- [8] MAO R., LIN C., Guerin F. End-to-End Sequential Metaphor Identification Inspired by Linguistic Theories[C]//Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, 2019:3888-3898.
- [9] Steen Gerard J., Dorst Aletta G., Herrmann J. Berenike, Kaal Anna, Krennmayr Tina, Pasma Trijntje. 2010. A Method for Linguistic Metaphor Identification: From MIP to MIPVU. John Benjamins Publishing, 2010(14).
- [10] Saif Mohammad, Ekaterina Shutova, Peter Turney. Metaphor as a Medium for Emotion: An Empirical Study. Proceedings of the Fifth Joint Conference on Lexical and Computational Semantics, 2016:23-33.
- [11] Julia Birke, Anoop Sarkar. A Clustering Approach for Nearly Unsupervised Recognition of Nonliteral Language. 11th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics, 2006.

作者简介:

吴亚强 (1995-), 男, 安徽安庆人, 硕士, 研究方向为自然语言处理与数据挖掘

收稿日期: 2019-12-12

修稿日期: 2020-02-27

(下转第 47 页)

作者简介:

通信作者:钟伟(1998-),男,湖南怀化人,本科在读,研究方向为信息可视化、可视分析,E-mail: zhongweiing@163.com

李永昌(1998-),男,浙江杭州人,本科在读,研究方向为信息可视化、可视分析

刘静(1998-),男,湖北随州人,本科在读,研究方向为信息可视化、可视分析

李丹妮(1998-),男,安徽宿州人,本科在读,研究方向为信息可视化、可视分析

朱傅帆(1999-),女,浙江金华人,本科在读,研究方向为信息可视化、可视分析

收稿日期:2020-01-02

修稿日期:2020-02-23

Visual Analysis of Spatiotemporal Trajectory Data for Indoor Fixed Population

ZHONG Wei¹, LI Yong-chang¹, LIU Jing², LI Dan-ni², ZHU Fu-fan²

(1. Hunan University of Finance and Economics, Department of Electronic Information Engineering, Chasha 2410205;

2. Hunan University of Finance and Economics, Department of Information Management and Information System, Chasha 2410205)

Abstract:

In recent years, indoor has become the main place of human activities, and the indoor behavior of people has become an important research content. However, the existing visualization techniques are mainly aimed at open places and mobile groups, and lack of studies on the indoor behaviors of fixed groups. A set of interactive operation methods based on line graph, sankey graph, bar graph and heat map are proposed to analyze the overall situation of indoor activities and crowd trajectory characteristics, and to mine the potential data value. Finally, the correctness and effectiveness of the research method are verified by specific cases.

Keywords:

Visualization; Indoor; Track

(上接第 43 页)

Review of Metaphor Detection Research Based on Neural Network Method

WU Ya-qiang

(College of Computer Science, Sichuan University, Chengdu 610065)

Abstract:

Metaphor is very common in daily communication and literary works. The detection of metaphor in text is an important task in natural language processing. There are a wide range of methods used in metaphor detection task, from rule-based methods which use grammatical features, to traditional machine learning algorithms which manually extract features, to neural network algorithms in recent years which automatic learn features. Neural network plays an important role in metaphor detection. Reviews and summarizes the neural network methods applied to metaphor detection task in recent years, and introduces the commonly used metaphor detection corpus.

Keywords:

Metaphor; Metaphor Detection; Neural Network