



申请代码	F0205
接收部门	
收件日期	
接收编号	U193610028



U193610028

# 国家自然科学基金 申 请 书

(2019 版)

资助类别:	联合基金项目		
亚类说明:	培育项目		
附注说明:	NSFC-通用技术基础研究联合基金		
项目名称:	社交媒体信息传播过程中的不良信息识别		
申 请 人:	卫金茂	电 话:	022-23500526
依托单位:	南开大学		
通讯地址:	天津海河教育园区同砚路38号南开大学计算机学院		
邮政编码:	300353	单位电话:	022-85358853
电子邮箱:	weijm@nankai.edu.cn		
申报日期:	2019年02月26日		

国家自然科学基金委员会



## 基本信息

申请人信息	姓名	卫金茂	性别	男	出生年月	1967年09月	民族	汉族
	学位	博士	职称	教授	每年工作时间（月）		6	
	是否在站博士后	否		电子邮箱	weijm@nankai.edu.cn			
	电话	022-23500526		国别或地区	中国			
	个人通讯地址	天津海河教育园区同砚路38号南开大学计算机学院						
	工作单位	南开大学/计算机学院						
	主要研究领域							
依托单位信息	名称	南开大学						
	联系人	陈贻斌	电子邮箱	chenyb@nankai.edu.cn				
	电话	022-85358853	网站地址	http://www.nankai.edu.cn				
合作研究单位信息	单位名称							
	中国信息安全测评中心							
项目基本信息	项目名称	社交媒体信息传播过程中的不良信息识别						
	英文名称	Negative Information Recognition in Social Media Information Dissemination						
	资助类别	联合基金项目			亚类说明	培育项目		
	附注说明	NSFC-通用技术基础研究联合基金						
	申请代码	F0205. 计算机应用技术			F020505. 社交网络与社会计算			
	基地类别							
	研究期限	2020年01月01日 -- 2022年12月31日			研究方向：语义分析			
	申请直接费用	65.7400万元						
中文关键词		篇章语义；文本表示；语义理解；词义消歧；深度学习						
英文关键词		text semantics; text representation; semantic understanding; word sense disambiguation; deep learning						



中文摘要	<p>近年来，由于自媒体的快速发展和互联网普及程度的提高，网络谣言等不良信息日益增多，打击网络不良信息势在必行。随着应用的深入，不良信息越来越倾向于采用委婉或隐晦或“圈内术语”的方式进行传播，研究如何准确理解用户社交数据中蕴含的深层含义是很有必要的。现有的算法一定程度上达到了使计算机识别并表示自然语言的目的。但现有方法通常仅关注浅层语义，且过渡依赖语法结构、外部分数据库，因而，在某些特定场景下，对抽象程度较高的自然语言还不能准确理解。若要在互联网数据中准确识别出这些不良信息，需要计算机对自然语言具有深入理解的能力，而不是停留在浅层语义表示和句法分析的层面。本项目研究自然语言中深层含义的理解和隐晦表达的识别，以及深层语义理解在识别网络不良信息任务中的应用。</p>
英文摘要	<p>In recent years, due to the rapid development of self-Media and the popularity of Internet, the amount of negative information, such as network rumors, is increasing. It is imperative to resist the negative information on the network. With the deepening of application, negative information tends to spread in an indirect, obscure or argot-like way. It is necessary to find a method capable of understanding the deep meaning contained in user's social data. Existing algorithms have been proposed to achieve the goal of recognizing and expressing natural language to a certain extent. However, these methods usually focus on shallow semantics, depend overly on grammatical structure and external knowledge bases. Therefore, in some specific situations, natural language with higher abstraction can not be accurately understood by these algorithms. In order to identify these negative information accurately in the social data, it is urgent for computers to be qualified with in-depth ability to understand natural language, rather than staying at the level of shallow semantic representation and parsing. This project is being dedicated to the understanding of deep meaning and the recognition of hidden expressions in natural language, and the application of deep semantic understanding in the task of identifying negative information on the network.</p>



## 项目组主要参与者（注：项目组主要参与者不包括项目申请人）

编号	姓名	出生年月	性别	职 称	学 位	单位名称	电话	电子邮箱	证件号码	每年工作 时间（月）
1	穆琳	1987-06-03	女	助理研究员	博士	中国信息安全测评中心	13581996339	mul@itsec.gov.cn	6*****X	8
2	朴乘锴	1990-01-30	男	博士生	硕士	南开大学	022-23500526	1120180148@mail.nankai.edu.cn	1*****0	10
3	徐恒鹏	1988-10-07	男	博士生	硕士	南开大学	022-23500526	xuhengpeng@nankai.edu.cn	3*****3	10
4	刘亚飞	1994-12-11	男	硕士生	学士	南开大学	022-23500526	liuyafei@nankai.edu.cn	4*****9	10
5	牛正青	1992-08-22	男	硕士生	学士	南开大学	022-23500526	huasheng0822@gmail.com	1*****4	10
6	尹誉	1995-08-11	女	硕士生	学士	南开大学	022-23500526	yuyin@mail.nankai.edu.cn	2*****4	10

总人数	高级	中级	初级	博士后	博士生	硕士生
7	1	1			2	3



## 国家自然科学基金项目资金预算表（定额补助）

项目申请号：U193610028

项目负责人：卫金茂

金额单位：万元

序号	科目名称	金额
	(1)	(2)
1	项目直接费用合计	65.7400
2	1、设备费	11.0000
3	(1)设备购置费	11.00
4	(2)设备试制费	0.00
5	(3)设备升级改造与租赁费	0.00
6	2、材料费	1.94
7	3、测试化验加工费	0.00
8	4、燃料动力费	0.00
9	5、差旅/会议/国际合作与交流费	31.00
10	6、出版/文献/信息传播/知识产权事务费	6.60
11	7、劳务费	13.20
12	8、专家咨询费	2.00
13	9、其他支出	0.00



## 预算说明书（定额补助）

（请按照《国家自然科学基金项目预算表编制说明》的有关要求，对各项支出的主要用途和测算理由，以及合作研究外拨资金、单价 $\geq 10$ 万元的设备费等内容进行必要说明。）

直接费用 65.74万元

1、设备费：11.00万元

- (1) 高性能服务器1台，4.00万元/台，共计4.00万元。
- (2) 工作站1台，3.00万元/台，共计3.00万元。
- (3) 高性能台式机4台，1.00万元/台，共计4.00万元。

2、材料费：1.94万元

- (1) 移动硬盘：0.09万元/只，平均每年2只，3年共计6只，0.54万元。
- (2) U盘：0.02万元/只，共20只，共计0.40万元。
- (3) 键盘、鼠标、电源等基础设备的更新费用，共计约1.00万元。

3、差旅费：11.00万元

- (1) 外埠学术调研、交流10人次，每次平均6天，每人住宿费约0.035万元/天，交通费约0.18万元(往返机票、出租、公共交通，其它临时性交通费用等)，补助约0.01万元/天，每人每次调研约0.45万元，共计4.50万元。
- (2) 参加学术会议10人次，每次平均4天，每人住宿费约0.035万元/天，注册费约0.18万元，交通费约0.15万元(往返机票、出租、公共交通，其它临时性交通费用等)，每人会议约0.47万元，共计4.70万元。
- (3) 参加本市内学术交流、调研等交通费，包括公共交通，出租等，共计约1.80万元。

4、会议费：7.50万元

- (1) 举办小型学术交流会，共计划主办5次，其中外埠2次，市内3次，每次约10人，每次约3天，每人每天平均约0.05万元，费用包括：房租费，其他费用（如交通、文件印刷等），共计7.50万元。

5、国际合作与交流：12.50万元

- (1) 参加短期境外学术交流、研讨会5人次，1.50万元/人次（包括注册费0.60万元，住宿费0.30万元/3天，交通及相关费用0.60万元），共计7.50万元。
- (2) 出入境合作交流2人次，2.50万元/人次（包括住宿费约0.08万元/天，补助0.08万元/天，交通及相关费用0.90万元，共约10天），共计5.00万元。

6、出版/文献/信息传播/知识产权事物：6.60万元

- (1) 文章版面费0.9万元/篇，6篇共计5.40万元
- (2) 图书、资料、邮寄及其他知识产权费用，共计约1.2万元

7、劳务费：13.20万元

- (1) 发放博士生劳务费，共2人，0.10万元/人月，10个月/人年，共3年，共计6.00万元
- (2) 发放硕士生劳务费，共4人，0.06万元/人月，10个月/人年，共3年，共计7.20万元

8、专家咨询费：2.00万元

- (1) 临时聘请咨询专家，约5人次，0.20万元/人次，每次2天，共计2.00万元



## 报告正文

参照以下提纲撰写，要求内容翔实、清晰，层次分明，标题突出。  
**请勿删除或改动下述提纲标题及括号中的文字。**

### **（一）立项依据与研究内容（建议 8000 字以内）：**

**1. 项目的立项依据（研究意义、国内外研究现状及发展动态分析，需结合科学研究发展趋势来论述科学意义；或结合国民经济和社会发展中迫切需要解决的关键科技问题来论述其应用前景。附主要参考文献目录）：**

依照《2019 年度国家自然科学基金项目指南》NSFC-通用技术基础研究联合基金指南要求，本项目针对自然语言理解领域存在的不足，研究互联网社交信息传播过程中的不良信息识别问题。申请方向为**大数据智能化分析处理(培育项目)**；（申请代码：**F0205**）；题目为**社交媒体信息传播过程中的不良信息识别**。

#### **1.1 研究意义**

**网络谣言治理的政策导向，治理网络谣言刻不容缓。**近年来，由于“双微”等自媒体的快速发展和互联网普及程度的提高，网络谣言等不良信息日益增多。习近平总书记强调，网络空间是亿万民众共同的精神家园。人们在享受技术变革带来便利的同时，也饱受网络有害信息的困扰。有些假新闻已经对社会造成了巨大影响，很多别有用心的负面信息已经对国家正面形象造成了实质伤害。打击网络不良信息势在必行。我国持续加强对网络不良信息的打击力度。2018 年 8 月，中国互联网联合辟谣平台正式上线。这是治理网络谣言、打造清朗网络空间的重大举措，旨在为广大群众提供辨识谣言、举报谣言的权威平台。2019 年 1 月，国家网信办启动网络生态治理专项行动，重点打击低俗庸俗、赌博诈骗、网络谣言等 12 种不良信息。

**不良信息倾向于隐晦传播。**现有的网络不良信息识别方法主要使用关键字匹配、语义特征提取和知识库查询等技术。例如在垃圾邮件分类任务中，使用结合语义分析的关键字匹配算法可识别赌博诈骗类垃圾邮件：“老鐵~197984 COM 邀您註：冊送 5 8 贏 5 8.0”。但是随着应用的深入，不良信息逐渐倾向于采用委



婉、隐晦和“圈内术语”等方式传播。例如在影视作品《绝命毒师》的剧本中有如下对话：“This is art. Cooking is art. (这是艺术，制毒是一种艺术)”。在没有其它先验知识的情况下，词语 Cooking 很容易被识别为烹饪，进而判断该信息为非敏感信息。结合对话语境考虑该单词，可以发现 Cooking 是制毒的意思。在某种社交圈子内，很可能会有意采用这种类似“行话”、“黑话”的形式进行传播与交流。为了提高对网络不良信息的监管，发现特定场景下的隐晦不良信息，研究如何准确理解用户社交数据中蕴含的深层含义是很有必要的。深度语义理解对不良信息识别的作用如图 1 所示。

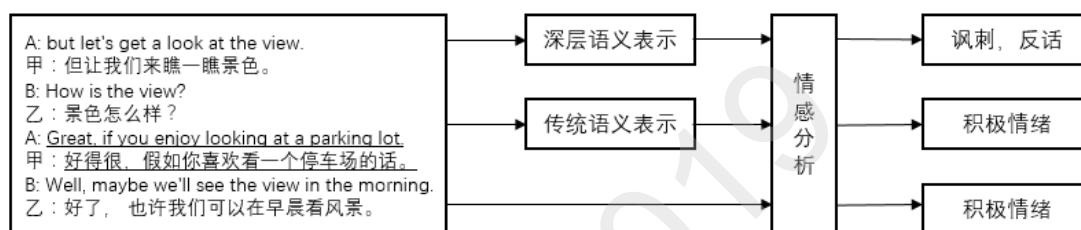


图 1 如图中带有下划线的句子所示，在对话中角色 A 用反话表达了对周围景色的不满，使用传统的浅层语义分析并不能准确识别出说话人的情感状态。本项目的研究目标是挖掘隐含在文本信息中的深层语义。

现有的语义理解方法还不能完全准确理解这种隐晦表达。很多常用的语义理解算法从语义树[1,2]、词共现[3]和句法分析[4]等数理统计知识和外部知识库方法扩展而来。在机器问答[5,6,7]、文本翻译[8]和自动文摘[9]等应用场景中解决了词义消歧[10]、语义分析[11]和文本降维[12]等基础性问题。虽然这类算法在一定程度上达到了使计算机识别并表示自然语言的目的，但是在某些特定场景下，对抽象程度较高的自然语言还不能准确理解。众所周知，委婉与隐晦表达是文学上的常用手法。例如美国总统特朗普曾经在推特上发表：“And Americans will not go gentle into that good night”。这句话容易理解为“美国人不要平静地踏入长夜”。但结合美国诗歌等文学作品、美国政府面临两党对峙的现状及其推特上下文等信息，可以推知这句话是“美国人不会坐以待毙”的委婉表达。其中“good night”被比喻为“死亡”。本项目拟研究自然语言中深层含义的理解和隐晦表达的识别，以及深层语义理解在识别网络不良信息任务中的应用。

深层语义理解是识别不良信息的有效方法。若要在互联网数据中准确识别出这些不良信息，需要计算机对自然语言具有深入理解的能力，而不是停留在浅层语义表示和句法分析的层面。语义理解是自然语言处理领域的关键问题和难点问题。





题,同时也是人机对话、舆情分析和互联网社交行为分析的基础性问题。相关研究一直受到众多学者的重视。语义理解的目标是能够让计算机完全领会人类的对话、意图和指令等。随着人工智能学科的发展和大数据时代的到来,语义理解必将成为自然语言处理中不可或缺的一环。

**深层语义理解任务中的关键问题。** 垃圾邮件识别问题类似,网络不良信息识别任务在本质上是基于深层语义理解的文本分类问题。已经有很多学者对分类模型进行了大量研究,并提出了多种适合各种数据分布的分类算法。深层语义理解的研究重点在于如何准确提取文本中蕴含的深层语义信息。提取到的语义信息越丰富、准确,分类效果越好。给定一个文本数据集,语义理解算法的输出是一个描述该数据集在语义空间的映射向量,语义相近的词语或句子之间的相似度较高,反之则较低。在互联网社交数据中,因存在大量语法不规则现象和暗语词汇,所以要准确理解这些数据需要解决三个关键问题:1)如何准确识别比喻、类比等修辞手法造成的词义混淆现象;2)如何描述上下文之间的逻辑关系;3)如何解决上下文语义倾向冲突的问题。

**传统语义理解算法的不足。** 现有的很多算法都研究如何利用上下文之间的联系解决词义消歧[13,14]和指代消解[15]等问题。例如在句子“he will receive stock in the reorganized company”中,结合上下文可以根据“company(公司)”推理得到“stock”为股票的意思。但是短文本中缺少“company”等基础词,给词义选择带来困难。根据连乘规则,出错概率随句子长度以指数速度递增。另一类方法根据文本局部连续片段语义相似的基本思想将上下文语义统一,达到消除歧义的目的。但是这种方法不能识别出文本中的隐晦转折词,造成上下文的语义冲突。词语和上下文环境是一个有机整体,二者相互影响。具体说,现有的语义理解算法存在以下不足。

- 1) **过于依赖语法结构。** 把文本数据放在语法框架内分析确实可以提高语义分析的效果[16]。DeepMind/CMU 的 Chris Dyer 在 CoNLL2017 会议中的讲话也指出,在实验中,RNNGs(加入语法信息的循环神经网络)比不利用语法信息的神经网络获得更好的效果。但是在特定社交圈子内,特别是在人们有意识地使用隐晦方式表达一些敏感信息的时候,通常都会使用隐喻和类比等修辞手法,并且这些隐晦表达的语言很少遵循正确的语法结构。这个现象会使得



基于分析语法结构的算法性能显著下降。

- 2) 使用外部知识库的局限。命名实体在不同场景中可以表示不同角色[17]。为了区分命名实体在不同应用场景下的角色，可以引入外部知识库作为判别依据。但是语义理解算法不能准确识别隐晦表达词语，从而查询错误的外部知识库，导致语义理解性能下降。另外，引用外部知识库的方法，需要先建立规模较大的知识库。而对专业领域（如医学、生物学等）知识的建立，需要耗费专家大量的工作时间。同时，对于知识迁移较快的情况，例如社会小圈子，知识更新与维护本身就是一个难题。
- 3) 仅关注浅层语义。语义分析算法的一般框架为：(1) 使用 Word Embedding 或词袋模型等算法进行文本表示。(2) 将得到的表示向量输入语义匹配模型。(3) 训练模型，调整参数。但是互联网社交数据中存在较多噪声词和歧义词，可能导致语境中的语义不明确，影响语义分析算法的效果。

**语义分析的发展趋势和本项目的研究目标。**因上述问题的存在，所以使用现有的语义理解算法处理互联网社交数据时，可能存在对小部分隐晦语言理解不准确的情况。为了解决这些问题，本项目拟从多个方面展开研究。神经语言模型通过将单词映射到连续语义空间中克服了统计语言模型存在的稀疏性高、不能描述词语之间长期依赖关系等不足，本项目以该模型为主要出发点，以深度学习和统计分析方法为基础，以发现社交数据中的隐晦语义、准确识别网络不良信息为目标，研究如何解决深度语义表示中本体联系不明确、上下文之间语义联系表示不准确和上下文语义倾向不一致等问题。

## 1.2 国内外研究现状

语义理解主要研究方向可为上下文分析、外部知识库的使用和以深度学习框架为基础的序列模型。

上下文信息的利用是语义理解算法的主要途径，很多工作都以该思想为切入点。文献[18]认为上下文信息中包含了准确识别隐喻修辞手法的关键要素，使用 Word Embedding 和 WordNet 的融合算法进行句子级别的整体建模，提出了单词级别的无监督隐喻识别算法。与此类似，文献[19]认为如果在识别比喻词语时没有考虑到关键上下文信息，就可能导致误判现象。根据这一思想，该文提出在处



理上下文信息时使用门结构储存比喻中本意和喻义之间的关联信息。文献[20]假设具有相似抽象程度的单词在其上下文用法中也具有相似性,并基于该假设提出了在弱监督环境中抽象词语的表示方法。文献[21]使用在上位词检测中常用的语义概括性理论检测隐喻变换,并且在语义稳定性的基础上结合信息熵理论提出了分布语义模型。为了进行句子级别的表示,文献[22]认为神经网络可以有效挖掘文本中的上下文信息,将双向 LSTM 的输出端分别连接序列标注模型和分类模型,然后根据优化算法进行词义消歧。文献[23]使用上下文重叠信息改进现有的 Word Embedding 模型。文献[24]认为中文语言中的命名实体是由基本概念的集合组成。因此该文假设基本概念中的子信息有助于隐喻的识别。除此之外,文献[25, 26]都利用上下文信息和语义映射的方法研究序列标注任务中的比喻手法识别。

为了提高语义理解算法在某些特定领域的性能,很多学者使用知识库作为查询字典等信息来源,使语义表示更准确。文献[27]指出人类理解事物的能力与神经感知能力相关。并根据该观点提出了结合文本和图像的联合比喻识别方法。文献[28]在不同的数据源对语义表示起到的作用有较大差异[29]这一观点的基础上结合人类记忆原理提出了多通道自动编码器。文献[30]构建了面向特定社交圈子的文本语义表示模型。文献[31]在命名实体和关联表示上施加约束,独立表示每个命名实体。文献[32]使用结合注意力机制的双向长短期记忆网络和 Word Embedding 构建深度学习框架。对每个查询文本,在搜索引擎上寻找最佳匹配文章,实现了假新闻的识别功能。文献[33]在 OBDA[34]的基础上结合 bag semantics 思想提出了对查询语言、本体语言和唯一名称假设的限制性策略。

深度学习是近期语义理解的研究热点。很多文献使用 seq2seq 模型挖掘文本语义,这些工作的主要研究内容为人机对话任务中的用户意图理解和应答语句生成[35]。文献[36]指出循环神经网络不支持并行计算,会降低计算效率,CNN 类模型虽然可以并行计算,但是其参数较多,模型性能受参数影响较大,而且占用大量内存。该方法提出两种 Attention 机制代替 CNN 和 RNN 获得了较好的表示方法。对 Attention 的研究还包括文献[37],该文使用线性模型和 Attention 描述句子之间的依赖关系,结合长短期记忆网络实现端到端学习。文献[38]提出了 CNN 与 RNN 的联合结构,将 RNN 提取的长期依赖特征看作句子的一种表示方式,然后与 CNN 提取的局部特征依赖结合,提高了对文本数据的表示效果。文



文献[39]模仿文本中的层次关系（文档-句子-单词）提出了层次注意力模型（Hierarchical Attention Network, HAN）。指出文档中不同的单词和句子的重要性与其所处上下文环境有关。为了探究文本背后的隐藏语义状态，文献[40]在栈式双向 LSTM 的基础上引入了隐藏状态的概念，提出了改进的门结构和细胞状态。文献[41]提出了结合 BiLSTM、CNN 和 CRF 的序列模型，获得了较好的表示效果。文献[42]创造性地提出了一种结合门结构的卷积神经网络进行自然语言建模。层叠卷积神经网络可以较好地描述丰富的上下文信息，并提取出具有层次结构的抽象特征。相比于循环神经网络需要  $O(n)$  时间来处理长度为  $n$  的上下文序列，该文提出的门式卷积神经网络仅需要  $O(n/k)$  时间，其中  $k$  为卷积核的宽度。文献[43]指出目前循环神经网络在语义理解中的两个难点问题：语料库和单词表大小和自然语言中复杂的长期依赖关系，并提出了基于字符基本 CNN 的 softmax 损失函数，比传统的 softmax 更容易训练。文献[44]将句子的情感评分看做情感词、反转词的先验评分的加权和，这些权重都通过神经网络计算得到。对于深层含义的挖掘，文献[45]提出了可以识别俚语的 DeepMoji 模型和防止过拟合的逐层训练技术 chain-thaw。

除此之外，还有一些文献从语法结构、词语分布和图结构等角度挖掘文本语义。例如文献[46]引入语法距离(Syntactic Distance)的概念将语法之间的关系向量化表示，简化了计算语法信息的过程。文献[47]使用加权 Word Embedding 进行词语相关性分析。文献[48]分析了不同词语的表示在基于神经网络的机器翻译模型中起到的作用，得出了使用字符级别的文本表示提高算法性能的结论。文献[49]指出对句子中起到连接作用的情感词、反转词和极端词建模可以得到更好的文本表示向量，并过通过给 LSTM 增加相应的语言学规则的方法证明了上述观点的正确性。文献[50]提出了一种在线性时间内分析句子中的语义信息并给出概括性摘要的抽象表达算法。

以上从上下文语境分析、外部知识库的引用和文本的深度表示等方面介绍了近期国内外学者在语义理解问题上的探索。这些研究成果从不同方面对文本语义理解做出了很多探索，解决了词语之间的长期依赖关系无法与句子局部特征结合的问题、词语的语义权重分配问题和对连接词建模等问题。取得了较大成功，提出了很多富有成效的语义理解算法。但是这些算法在某些特定场景下还存在一些



有待完善之处。首先,基于树型结构的模型例如递归自动编码器和 Tree-LSTM[51, 52]主要依靠分析树的结构和对短语级别的序列进行建模,这可能增加计算开销,并且在训练句子级别的数据时计算开销增加较为明显。其次,语言学知识例如情感词、对立词和极端词在这些模型中不能被充分利用。情感词提供了单词的先验语义信息,这些语义信息可以判断句子或段落的情感倾向,进而帮助计算机理解文本中蕴含的深层语义。从深层隐晦语义的角度看,还存在命名实体类比关系判断不准确(例如特朗普推特例子中的“good night”和“die”)、隐晦语言可能会改变原始句子中各词语的语义权重发生变化和只考虑语境对词语的语义作用,忽略了二者之间的相互影响关系等。

### 参考文献:

- [1] Tai K S, Socher R, Manning C D. Improved Semantic Representations From Tree-Structured Long Short-Term Memory Networks[C]. Proceedings of the 53rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 7th International Joint Conference on Natural Language Processing (ACL)2015, 1: 1556-1566.
- [2] Dong L, Lapata M. Language to Logical Form with Neural Attention[C]//Proceedings of the 54th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL). 2016, 1: 33-43.
- [3] Tang J, Qu M, Mei Q. Pte: Predictive text embedding through large-scale heterogeneous text networks[C]//Proceedings of the 21th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. ACM, 2015: 1165-1174.
- [4] Segovia-Aguas J, Jiménez S, Jonsson A. Generating context-free grammars using classical planning[C]//Proceedings of the 26th International Joint Conference on Artificial Intelligence(IJCAI). AAAI Press, 2017: 4391-4397.
- [5] Yuan X, Wang T, Gulcehre C, et al. Machine Comprehension by Text-to-Text Neural Question Generation[C]//Proceedings of the 2nd Workshop on Representation Learning for NLP. 2017: 15-25.
- [6] Gui L, Hu J, He Y, et al. A Question Answering Approach for Emotion Cause Extraction[C]//Proceedings of the 2017 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing(EMNLP). 2017: 1593-1602.



- [7] Zhang R, Guo J, Fan Y, et al. Learning to control the specificity in neural response generation[C]//Proceedings of the 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL). 2018, 1: 1108-1117.
- [8] Cheng Y, Tu Z, Meng F, et al. Towards Robust Neural Machine Translation[C]//Proceedings of the 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL). 2018, 1: 1756-1766.
- [9] See A, Liu P J, Manning C D. Get To The Point: Summarization with Pointer-Generator Networks[C]//Proceedings of the 55th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL). 2017, 1: 1073-1083.
- [10] Kober T, Weeds J, Reffin J, et al. Improving Sparse Word Representations with Distributional Inference for Semantic Composition[C]//Proceedings of the 2016 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing(EMNLP). 2016: 1691-1702.
- [11] Yang Y, Yan Y, Qiu M, et al. Semantic analysis and helpfulness prediction of text for online product reviews[C]//Proceedings of the 53rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 7th International Joint Conference on Natural Language Processing (IJCNLP). 2015, 2: 38-44.
- [12] Osborne D, Narayan S, Cohen S B. Encoding prior knowledge with eigenword embeddings[J]. Transactions of the Association for Computational Linguistics, 2016, 4: 417-430.
- [13] Athiwaratkun B, Wilson A, Anandkumar A. Probabilistic FastText for Multi-Sense Word Embeddings[C]//Proceedings of the 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL). 2018, 1: 1-11.
- [14] Luo F, Liu T, Xia Q, et al. Incorporating Glosses into Neural Word Sense Disambiguation[C]//Proceedings of the 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL). 2018, 1: 2473-2482.
- [15] Lee K, He L, Lewis M, et al. End-to-end Neural Coreference Resolution[C]//Proceedings of the 2017 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing(EMNLP). 2017: 188-197.
- [16] Zhao Y, Zhang L, Tu K. Gaussian Mixture Latent Vector Grammars[C]//Proceedings of the 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL). 2018, 1: 1181-1189.



- [17] Xie R , Liu Z , Sun M . Representation learning of knowledge graphs with hierarchical types[C]// International Joint Conference on Artificial Intelligence. AAAI Press, 2016..
- [18] Mao R, Lin C, Guerin F. Word Embedding and WordNet Based Metaphor Identification and Interpretation[C]//Proceedings of the 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL). 2018, 1: 1222-1231.
- [19] Rei M, Bulat L, Kiela D, et al. Grasping the Finer Point: A Supervised Similarity Network for Metaphor Detection[C]//Proceedings of the 2017 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing(EMNLP). 2017: 1537-1546.
- [20] Rabinovich E, Sznajder B, Spector A, et al. Learning Concept Abstractness Using Weak Supervision[C]//Proceedings of the 2018 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing(EMNLP). 2018: 4854-4859.
- [21] Schlechtweg D, Eckmann S, Santus E, et al. German in Flux: Detecting Metaphoric Change via Word Entropy[C]//Proceedings of the 21st Conference on Computational Natural Language Learning (CoNLL). 2017: 354-367.
- [22] Mao R, Lin C, Guerin F. Word Embedding and WordNet Based Metaphor Identification and Interpretation[C]//Proceedings of the 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL). 2018, 1: 1222-1231.
- [23] Zhuang Y, Xie J, Zheng Y, et al. Quantifying Context Overlap for Training Word Embeddings[C]//Proceedings of the 2018 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing(EMNLP). 2018: 587-593.
- [24] Chen I H, Long Y, Lu Q, et al. Leveraging eventive information for better metaphor detection and classification[C]//Proceedings of the 21st Conference on Computational Natural Language Learning (CoNLL). 2017: 36-46.
- [25] 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.
- [26] Shutova E, Sun L, Gutiérrez E D, et al. Multilingual Metaphor Processing: Experiments with Semi-Supervised and Unsupervised Learning[J]. Computational Linguistics, 2017, 43(1): 71-123.
- [27] Shutova E, Kiela D, Maillard J. Black holes and white rabbits: Metaphor identification with visual features[C]//Proceedings of the 2016 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies. 2016: 160-170.



- [28] Wang S, Zhang J, Zong C. Associative Multichannel Autoencoder for Multimodal Word Representation[C]//Proceedings of the 2018 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing(EMNLP). 2018: 115-124.
- [29] Ralph M A, Jefferies E, Patterson K, et al. The neural and computational bases of semantic cognition[J]. Nature reviews. Neuroscience, 2017, 18(1): 42-55.
- [30] Chang S, Zhong R, Adams E, et al. Detecting Gang-Involved Escalation on Social Media Using Context[C]//Proceedings of the 2018 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing(EMNLP). 2018: 46-56.
- [31] Ding B, Wang Q, Wang B, et al. Improving Knowledge Graph Embedding Using Simple Constraints[C]//Proceedings of the 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL). 2018, 1: 110-121.
- [32] Popat K, Mukherjee S, Yates A, et al. DeClarE: Debunking Fake News and False Claims using Evidence-Aware Deep Learning[C]//Proceedings of the 2018 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing(EMNLP). 2018: 22-32.
- [33] Nikolaou C, Kostylev E V, Konstantinidis G, et al. Foundations of Ontology-Based Data Access under Bag Semantics[J]. Artificial Intelligence, 2019.
- [34] Calvanese D, Cogrel B, Komla-Ebri S, et al. Ontop: Answering SPARQL queries over relational databases[J]. Semantic Web, 2017, 8(3): 471-487.
- [35] Ke P, Guan J, Huang M, et al. Generating Informative Responses with Controlled Sentence Function[C]//Proceedings of the 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL). 2018, 1: 1499-1508.
- [36] Vaswani A, Shazeer N, Parmar N, et al. Attention is all you need[C]//Advances in Neural Information Processing Systems(NIPS). 2017: 5998-6008.
- [37] Luo H, Glass J. Learning Word Representations with Cross-Sentence Dependency for End-to-End Co-reference Resolution[C]//Proceedings of the 2018 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing(EMNLP). 2018: 4829-4833.
- [38] Wang X, Jiang W, Luo Z. Combination of convolutional and recurrent neural network for sentiment analysis of short texts[C]//Proceedings of COLING 2016, the 26th International Conference on Computational Linguistics: Technical Papers. 2016: 2428-2437.
- [39] Yang Z, Yang D, Dyer C, et al. Hierarchical attention networks for document classification[C]//Proceedings of the 2016 Conference of the North American Chapter of the





- Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies. 2016: 1480-1489.
- [40] Zhang Y, Liu Q, Song L. Sentence-State LSTM for Text Representation[C]//Proceedings of the 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL). 2018, 1: 317-327.
- [41] Ma X, Hovy E. End-to-end Sequence Labeling via Bi-directional LSTM-CNNs-CRF[C]//Proceedings of the 54th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL). 2016, 1: 1064-1074.
- [42] Dauphin Y N, Fan A, Auli M, et al. Language modeling with gated convolutional networks[C]//Proceedings of the 34th International Conference on Machine Learning-Volume 70(ICML). JMLR. org, 2017: 933-941.
- [43] Jozefowicz R, Vinyals O, Schuster M, et al. Exploring the limits of language modeling[J]. arXiv preprint arXiv:1602.02410, 2016.
- [44] Teng Z, Vo D T, Zhang Y. Context-sensitive lexicon features for neural sentiment analysis[C]//Proceedings of the 2016 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing(EMNLP). 2016: 1629-1638.
- [45] Felbo B, Mislove A, Søgaard A, et al. Using millions of emoji occurrences to learn any-domain representations for detecting sentiment, emotion and sarcasm[C]//Proceedings of the 2017 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing(EMNLP). 2017: 1615-1625.
- [46] Shen Y, Lin Z, Jacob A P, et al. Straight to the Tree: Constituency Parsing with Neural Syntactic Distance[C]//Proceedings of the 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL). 2018, 1: 1171-1180.
- [47] Arras L, Horn F, Montavon G, et al. "What is Relevant in a Text Document?": An Interpretable Machine Learning Approach[J]. PLoS One, 2017, 12(8).
- [48] Belinkov Y, Durrani N, Dalvi F, et al. What do Neural Machine Translation Models Learn about Morphology?[C]//Proceedings of the 55th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL). 2017, 1: 861-872.
- [49] Qian Q, Huang M, Lei J, et al. Linguistically Regularized LSTM for Sentiment Classification[C]//Proceedings of the 55th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL). 2017, 1: 1679-1689.



- [50] Damonte M, Cohen S B, Satta G. An Incremental Parser for Abstract Meaning Representation[C]//Proceedings of the 15th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics(EACL), 1: 536-546.
- [51] Tai K S, Socher R, Manning C D. Improved Semantic Representations From Tree-Structured Long Short-Term Memory Networks[C]//Proceedings of the 53rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 7th International Joint Conference on Natural Language Processing (ICML). 2015, 1: 1556-1566.
- [52] Zhu X, Guo H, Mohammad S, et al. An empirical study on the effect of negation words on sentiment[C]//Proceedings of the 52nd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL). 2014, 1: 304-313.

## 2. 项目的研究内容、研究目标，以及拟解决的关键科学问题（此部分为重点阐述内容）；

### 2.1 研究内容

本项目的研究内容包含以下三个方面：

#### 1) 比喻、类比等修辞手法识别的研究

在深度学习的框架内，发现具有比喻、类比等人为混淆因素的多义词，并研究如何准确表示这些多义词的语义，提高词义消歧算法的性能。具体说，现有的词义消歧算法可以识别出多义词，但是对类比、比喻等修辞手法产生的“伪相关”现象还不能准确处理。“伪相关”现象是在处理具有隐晦含义的数据集时因不能准确识别本意和喻义之间的对应关系导致的神经网络内部依赖关系错误，进而影响计算机对整体语境的理解。本项目在现有的深度学习框架内，开展针对比喻、类比等修辞手法的识别研究，解决“伪相关”问题。

#### 2) 深度语义表示算法研究

语义理解的主要思想是在语境中选取单词语义不发生冲突的最大子集，统一整个文本片段的语义。语境由词语集合构成，词语的含义由语境和上下文信息共同决定。所以为了准确表示文本数据中蕴含的深层语义，除了解决“伪相关”问题，还需要使用循环神经网络等模型对词语和词语之间、词语和句子之间的语义



联系建模。本项目拟从语境和词语之间相互作用的角度，分析上下文关联对当前句子在语义倾向方面产生的影响，结合语境信息提出文本的深度语义表示方法。

### 3) 基于互联网社交数据的用户行为分析研究

在互联网社交场景中，依据用户的社交数据，分析用户情感，预测用户行为。并结合第一点工作研究如何判断用户意图的方法。具体说，预测用户行为就是计算用户社交数据与事件的相关程度。在前两点研究内容的基础上，利用基于深度学习的语义映射算法和相应的特征提取算法（已有对相关问题的研究基础），分别研究社交数据与事件的表示方法，进行用户行为的预测。

## 2.2 研究目标

针对网络不良信息常用的比喻、隐喻等手法导致的语义混淆问题，研究词义消歧方法，给出可以描述自然语言深层含义的文本表示算法。在准确理解词语深层含义的基础上，研究语境和词语之间的相互作用关系和隐藏状态转换机制，给出社交数据与事件的表示方法，进行用户行为的预测。

## 2.3 拟解决的关键科学问题

拟解决下面三个关键科学问题：

- 1) 准确识别本意和喻义之间的指代关系是消除“伪相关”现象的前提。由于互联网社交数据具有语言风格多样化和表现形式随意等特点，所以基于语法结构和依存关系等分析方法并不完全适用。理论上说，考察两个词语是否指向同一命名实体是判断本意-喻义关系的直接方法。但在实际应用中，该方法通常是 NP 完全问题。因此，研究高效的词义消歧算法是首先需要解决的关键问题。
- 2) 为了准确理解文本中的语义信息，需要算法对句子上下文之间的语义联系和逻辑关系有良好的描述能力。项目拟使用时序模型对句子所处语境进行建模，提出新的特征抽取算法和文本表示算法，解决现有特征抽取算法和文本表示算法中存在的描述句子之间的语义联系和深层语义表示能力不足的问题。不同于对文本统计信息和序列信息直接建模的传统深度学习算法，本项目的重点在于：将文本语义（浅层语义和深层隐晦语义）看作语境—词语-语义-语



境的循环过程,研究词语构成语境的语义统一机制和语境决定语义的映射机制。

- 3) 在理解句子深层隐晦语义时,句子内部的语义可能和句子上下文的语义产生冲突,导致语义混淆现象。为了解决这一问题,本项目研究词语隐藏状态转换和句子隐藏状态转换机制,将隐藏状态分为两部分考虑:表示句子内部语义倾向的词语上下文状态和表示句子之间语义依赖关系的句子上下文状态。协调处理这两种隐藏状态之间的作用关系是准确把握用户隐晦信息的关键。现有的卷积神经网络和长短期记忆网络等深度学习算法直接对序列建模,然后将得到的表示向量简单地串联在一起,没有指出句子含义和所处语境相互作用的本质原因。本研究的重点拟从语境构成的角度入手解决这一问题。我们发现:如果在时序模型中同时考虑单词的隐藏状态和句子的隐藏状态,将会得到更好的文本表示。但是,这种表示方法的性能与句子所处语境有关:句子与语境的含义相似时效果较好,反之较差。如果在交叉时序模型中对单词和句子的隐藏状态建模,可以充分挖掘句子中的深层语义,进而解决句子与所处语境发生语义冲突的问题。

### 3. 拟采取的研究方案及可行性分析(包括研究方法、技术路线、实验手段、关键技术等说明);

#### 3.1 研究方法

本课题的研究方案如下。

- 1) 进一步跟踪国内外语义理解方向的前沿成果,重点关注其中的修辞手法识别、情感分析和语义状态转换等领域的研究成果与最新进展,借鉴其思想开展语义理解的研究。在课题组已经具备的研究基础上进一步提高,完善本项目的研究思路与研究方法。
- 2) 近年来语义分析是自然语言处理领域研究的热点问题,相关的工作有很多。具体可以分为:问答系统、情感分析和自动文摘等。在一般意义下,若想要出色地完成这些任务,都需要准确理解文本语义。考虑到语义理解问题有多种应用场景,在研究过程中可以将语义理解分为两条主要路线:以分类为主



要目的应用场景，这类应用场景主要包括情感分析（多标签情感分期、aspect-level 情感分析等）、行为预测和话题跟踪等；研究序列问题的应用场景，主要包括自动文摘、机器问答（人机对话）和机器翻译等。语义理解和各应用场景以及应用基础可以如图 2 表示。

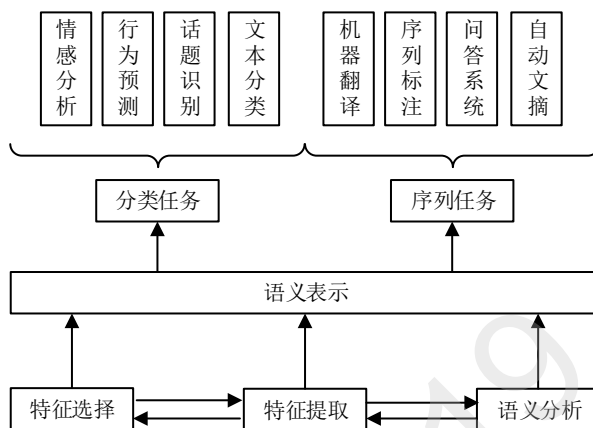


图 2 语义理解问题的研究基础和应用场景

- 3) 由于分类问题与序列问题都建立在对文本语义的深度理解之上，因此，使用表示学习作为问题的承载框架，可以将语义理解和其衍生的应用问题统一起来，研究表示文本深层语义和隐晦含义的表示学习算法。
- 4) 为了更好地完成相关研究，加强国内外学术交流，及时发表相关研究成果，参加学术会议，把握最新研究动态，并积极与国内外研究者开展合作研究，以进一步提高学术水平。
- 5) 深入开展实验研究。在公开数据集上进行充分的对比实验，是机器学习领域的基本研究手段。目前有很多公开的机器学习数据源，为本领域的研究提供了良好的数据平台。在相同的平台上，不同的研究成果能得到公平比较。本项目拟在公开的 IEMOCAP 数据集上对语义理解算法进行实验对比。

### 3.2 技术路线

围绕语义理解的应用场景，研究文本的深层语义表示方法，针对其中的重点问题，制定如下技术路线。

#### 1) 比喻、类比等修辞手法的识

在语义理解问题中，很多算法都使用语法信息进行比喻手法的识别。但在此



前分析中提到，互联网用户数据的随意性较大，可能存在人为故意地违反语法规则的情况。所以需要研究无监督、以数据为基础研究对象并且以单词为最小粒度的算法。同时因为社交媒体语言形式多变、新词出现频率较高，所以需要使用外部知识库作为命名实体之间联系的判别依据（使用纯无监督算法进行比喻识别暂未实现，可以使用《同义词林》和英文《Word Net》等知识库）。

为了准确识别隐晦语言中的比喻手法，需要引入两个基本假设：(1) 目标词的字面意思（本意）比它的引申含义（喻义）在数据集中出现的频率高。例如在句子“Cooking is art”等数据中，词语“cooking”理解为“烹饪”的次数要大于其被理解为“制毒”的次数；(2) 目标词在其上下文中的意思和在其它位置的意思不同。识别比喻的框架如图 3 所示，其流程为：

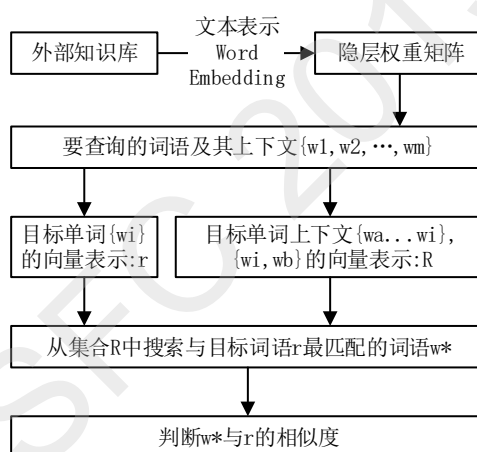


图 3 比喻手法识别的一般框架

- (1) 定义目标词为句子中的待识别词语。
- (2) 定义上下文为目标词的上下文词语（上下文词语的数量与上下文窗口的大小成正比，也可以是句子中除了目标词的词语集合）。
- (3) 根据 Word Embedding 将文本表示为向量，然后为每个目标词生成一个候选集合，该集合中包含目标词的所有可能喻义。候选集从字典、外部知识库和数据源导入。
- (4) 使用 RNN、LSTM 等深度学习模型逐一判断候选喻义和目标词所处语境的契合度。契合度是描述词语对上下文语境在语义上影响程度，契合度越高影响程度越小，反之亦然。



- (5) 选择其中契合度最高的词语作为语义候选词。如果该词语的契合度与目标词的契合度相差较小，且语义相似度相差较大，则可以判定该处有比喻的手法存在。

使用上述框架识别比喻等修辞手法的主要思想是将统计信息和语义信息有机结合，使用外部知识库查询候选词喻义获取文本的局部语义特征；使用 Word Embedding 获取文本的全局统计特征。该算法可以捕获使语义特征和统计特征之间发生冲突的词语，从而实现比喻、类比的识别。具体算法流程如图 4 所示。

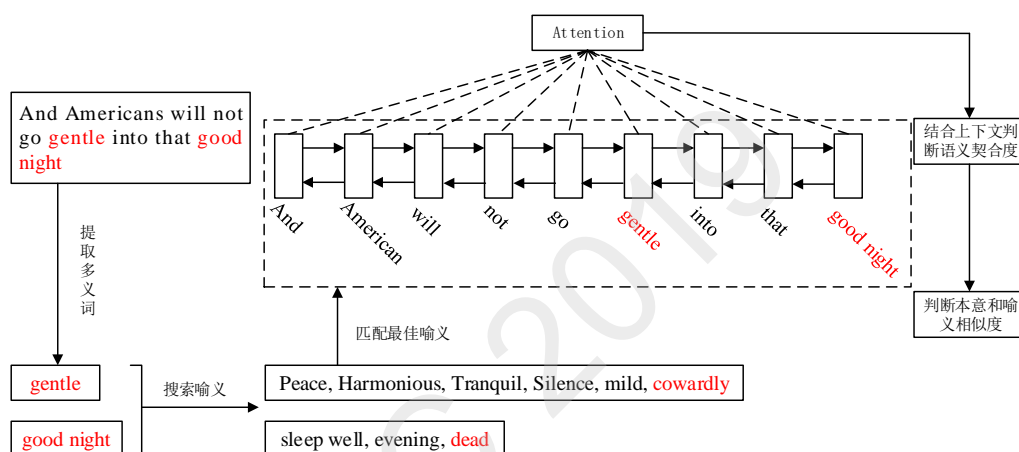


图 4 比喻、类比的识别

该算法的关键点是在候选集合中选择与句子契合度最高的词语。给定一个句子  $s$ ，和目标词  $W_t$ ，其最优候选词  $W_t^*$  由式(1)计算得出。

$$W_t^* = \operatorname{argmax}_k \{ \operatorname{sim} [ \operatorname{rep}(W_t, s - W_t), \operatorname{rep}(W_k, s - W_k) ] \} \quad (1)$$

其中  $\operatorname{rep}$  表示语义表示函数，可以将句子映射到语义空间； $\operatorname{sim}$  表示语义相似度计算函数。该公式的主要思想是将每个候选词代入句子  $s$ ，得到句子表示向量，然后计算这些向量之间的语义相似度。使替换后的句子与原始句子语义相似度最高的词语即为候选词（候选词个数可以由阈值控制）。通过句子相似度的计算，可以找到和语境契合度最高的词语。计算候选词与目标词之间的统计语义相似度。若某词语和语境契合度较高，但是和目标词语义相似度较小，则基本可以判定此处使用了比喻手法。使用词语和句子的契合度可以将统计相似度和语义相似度结合到一起，提供更稳定的词语相似度比较算法。

## 2) 深度语义表示算法研究

如何描述上下文之间的语义联系和逻辑关系是挖掘文本深层语义的关键问题。再看前面的例子：“This isn't chemistry. This is art, **Cooking** is art.（这不是化学，这是艺术，**制毒**是艺术）”，和“Eating is a necessity but **Cooking** is an Art（吃饭是必要的，但**烹饪**是一门艺术）”。两句话非常相似，但是其语义却完全不同。在表示文本语义的时候，语境可以决定词语的语义，根据词语 cooking 的上下文可以将制毒和烹饪区分开；词语也可以影响语境，两个句子的语义倾向由词语 chemistry 和 eating 主导。

现有的序列模型把整个句子输入到 RNN 或 LSTM 中，然后进行前向传播等算法获得句子向量表示，然后根据目标任务在序列模型的出口连接不同的算法，再使用反向传播等优化算法求解。如图 5a 所示，这类模型使用句子或目标词的上下文集合构建语境，进行语义判断，没有考虑上述例子中词语对语境产生的影响，可能导致语义表示不准确甚至语义混淆的现象。如图 5b 所示，本项目拟研究词语和语境的相互作用关系，提高语义表示算法的性能。

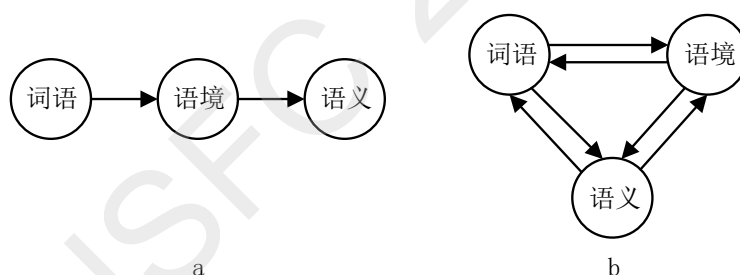


图 5 如 a 所示，传统的深度学习算法通过提取词语之间的依赖关系生成语境，然后将目标词的语义和语境统一；如 b 所示，语境决定词语的语义，语义也可以影响语境，调整词语的语义达到二者的平衡点，可以准确理解文本。

具体说，我们计划在准确识别比喻手法的基础上，使用基于 Attention 的方法计算词语对语境影响力的大小和语境限制词语的语义范围。例如在“Cooking is art”例子中，词语 chemistry 和 eating 对句子整体语境的影响力大于其它词语。为了准确判断语境和词语之间的主次关系，需要将语境和语义共同建模。使用深度学习模型结合注意力机制，分别计算文本数据中的局部特征和上下文特征，准确表示文本语义。同时，我们受到交叉训练卷积神经网络的启发，有如下猜想：句子中的单词序列和语境中的句子序列具有时序性，可能存在因果联系，所以，本项目拟使用 RNN、LSTM 等序列模型作为主要框架。深度语义表示框架如图 6 所示。



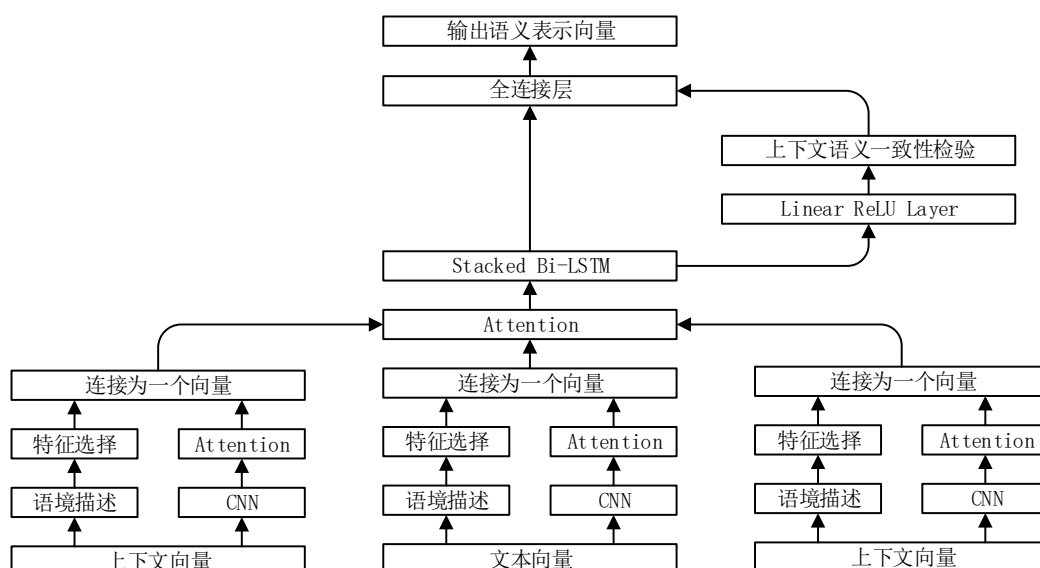


图 6 语义表示框架

在上图中，文本向量为要表示的句子，上下文向量为句子级别的上下文，通过句子级别的上下文分析文本可以从宏观层面把握语境。对每个句子来说，首先对每个句子使用 CNN 提取局部特征，然后使用 Attention 计算句子中词语对句子语义的影响力大小，接着将上下文连接为一个向量后使用基于 BiLSTM 的深度学习模型进行特征长期依赖关系的识别和全局特征的提取。是用特征选择的思想同时分析文本的局部特征和长期依赖关系，可以在保留文本深层语义的前提下简化表示向量，提高算法性能和计算效率。最后使用上下文一致性检验和全连接层进行输出微调，进一步规范语义特征，减少噪声。

### 3) 避免上下文语义冲突的出现

在处理语义逻辑关系过程中，需要着重考虑句子的语义倾向和上下文的语义倾向产生冲突的情况。语境是一组句子构成的集合，是句子含义的集中体现。句子含义是语境在某个方向上的语义映射。在近期的情感分析研究中，有的学者将文本看作表现状态，将语义看作隐藏状态，表现状态与隐藏状态有关。受此启发，我们拟在序列模型的框架内，在引入单词隐藏状态和句子隐藏状态概念的基础上，进一步结合深度学习对这些隐藏状态建模，描述句子和词语之间可能存在的因果关系，进而解决上述问题。简而言之，在深度学习的基础上，使用状态转换的观点描述例子中语境确定词语用法的情况，提出描述单词隐藏状态和句子隐藏状态间转换关系的算法。图 7 描述了文本隐藏状态转换过程。

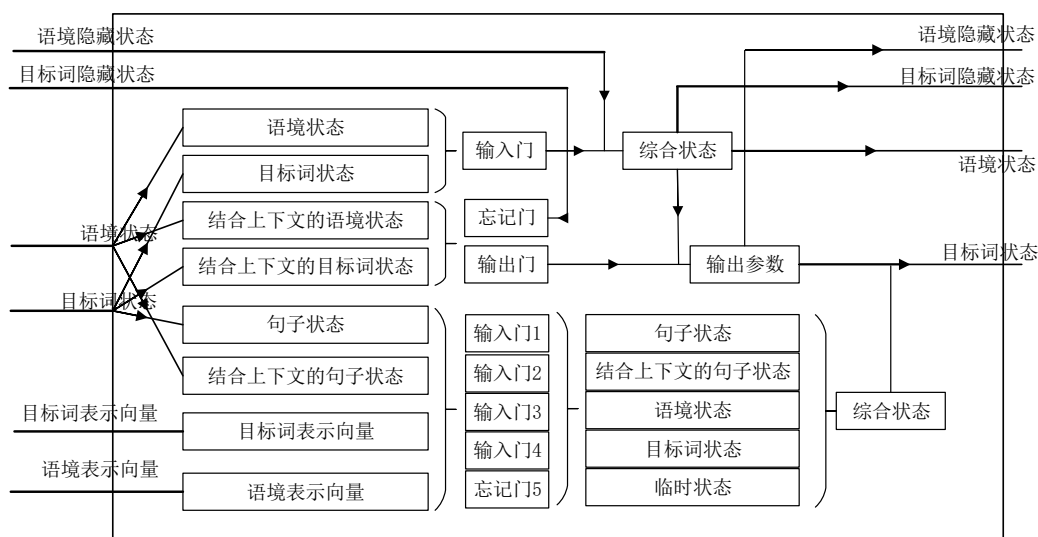


图 7 隐藏状态转换过程

如上图所示,我们计划使用图中的框架进行文本隐藏状态与表现状态相互转换的研究。在此深度学习框架下,分别使用表示向量、隐藏状态和表现状态表示词语和语境,然后输入到神经网络中。接着在标准 LSTM(左上部分)的基础上使用语境生成句子状态和结合上下文的句子状态等,结合门结构,共同描述隐藏状态和表现状态之间的转换、作用关系。在前期的研究中,我们已经对基于深度学习的文本表示算法有了一定积累,同时结合近期的预实验结果,可以为解决上下文语义冲突问题提供较强的理论和实验支撑。

#### 4) 在公开数据集上比较

首先在公开的 IEMOCAP 数据集上对所研究的语义表示方法进行性能测与对比分析,然后再在可获取的、涉及不良信息的网络数据上对方法进行检验并构造原型系统。

### 3.3 可行性分析

- 1) 本项目的研究内容属于机器学习与人工智能领域,国内外研究者在相关领域的研究成果是本项目正常开展的基础与保障。
- 2) 申请者与项目成员多年来一直从事自然语言处理的相关工作。特别是近 2 年在 IEEE TKDE, Neurocomputing 等期刊和 ACL、CIKM、DASFAA 等会议上发表了有关语义理解的研究成果,为本项目的顺利完成提供了良好基础。
- 3) 本项目将网络不良信息识别问题看作语义理解任务,结合实际应用场景将该



任务的研究分为三个主要问题。在近期的工作中，课题组对相关内容均进行了一定的前期探索，详细说明请参见研究基础。

- (1) 在比喻、类比的识别问题上，项目组成员对使用深度学习模型解决问题进行了初步尝试。更进一步，项目组在文本的语境描述问题上进行了大量的前期研究，因此在该问题上，我们的研究内容与技术路线是可行的。
- (2) 深度文本语义表示的过程就是文本语义特征提取的过程。项目组近期完成了特征提取相关的科研项目，并在相关领域发表多篇论文，为深层语义信息的提取打下了坚实的基础。
- (3) 因为自然语言的生成模式与时序模型类似，所以可以使用深度时序模型框架解决上下文语义冲突问题。同时，基于深度时序模型的算法在传统 **n-gram** 的基础上添加了反向语序扩展，从理论上强化了文本表示算法。为了解决上下文冲突，可以从正反语序两个方向进行建模，同时联系上下文语境对句子的语义信息全面分析，理论上可以有效解决上下文语义冲突的问题，并识别出语义转折点。
- 4) 南开大学大数据研究所与 **IBM** 合作开展认知计算方面的合作研究与学生培养工作，在从事大数据研究方面建立了良好软件、硬件环境。
- 5) 综上，本研究项目内容切实可行。

#### 4. 本项目的特色与创新之处；

- 1) 项目拟使用时序模型对句子所处语境进行建模，提出新的特征抽取算法和文本表示算法，解决现有特征抽取算法和文本表示算法中存在的描述句子之间的语义联系和深层语义表示能力不足的问题。
- 2) 将文本语义（浅层语义和深层隐晦语义）看作文本的隐藏状态，研究相同文本的隐藏状态在不同上下文语境中的表现方式和上下文语境对该隐藏状态转换产生的作用和影响。
- 3) 协调处理表示句子内部语义倾向的单词上下文状态和表示句子之间语义依



赖关系的句子上下文状态，避免上下文语义冲突现象的发生。

- 4) 使用句子中的词语序列信息进行句子级别的隐藏状态建模，挖掘文本中可能蕴含的因果联系，从而准确理解句意。

## 5. 年度研究计划及预期研究结果（包括拟组织的重要学术交流活动、国际合作与交流计划等）。

### 5.1 年度研究计划

2020/01-2020/06：前期调研，跟踪研究最新研究成果，分析算法的内在运行机制，对网络不良信息识别的基础问题与前沿动态和未解决的问题等进行全面分析，梳理给出整体框架并对部分问题开展研究。

2020/06-2021/06：研究基于上下文的词义消歧算法、结合词语隐藏状态与神经网络算法的比喻手法识别算法。参加国内国际学术交流与国际学术会议 1-2 人次。发表论文 1-2 篇。

2021/06-2022/06：在基于状态转换的深度学习算法思路上，重点研究以词语相关性和句子相关性为基础的语义联系识别算法。其中包括对从属关系、因果联系和转折关系等对影响语义倾向的单词对的识别与处理。进行学术交流 1-2 次，发表论文 1-2 篇。

2022/06-2022/12：在解决上述两个问题的基础上，从全局的角度综合分析产生上下文语义冲突的根本原因。从句子生成的角度入手，研究网络不良信息与正常信息之间的差异。同时将各阶段算法整合，在公开的数据集上进行实验分析与性能评测。进行学术交流 2-3 人次，发表论文 1-2 篇。

### 5.2 预期研究成果

通过研究，给出基于深度学习与特征选择技术进行文本深层语义理解算法；给出无监督的比喻、类比等修辞手法识别算法；给出上下文语义冲突消解算法。在此基础上，给出基于文本语义理解的社交媒体不良信息识别方法。公开发表 CCF 推荐的 A、B 类会议、期刊论文



或其它高水平 SCI 论文 3-5 篇;软件或原型系统 1 份;结题报告 1 份。

培养研究生 5 至 7 人,其中博士生 2 至 3 人。

## (二) 研究基础与工作条件

### 1. 研究基础(与本项目相关的研究工作积累和已取得的研究工作成绩);

项目组在自然语言处理领域进行了多年研究,在提取文本语义特征、深度学习算法和分类器构造与评价方法等问题上有坚实的理论基础。对语境描述、词义消歧和上下文关联等方法进行了初步研究。

#### 1) 比喻、类比等手法的识别

本项目使用深度学习作为识别比喻等修辞手法的基本框架。在[Qian li et al. COLING 2018, CCF B 类]中,利用神经网络的层次特性,提出了基于神经网络的多元 Attention 算法(Multi-Attention Based Neural Network, MANN),该模型使用 Synthesis Embeddings、多元 Attention 和 Highway 成分描述语义一致性,为提高模型的表示能力提供基础。该成果是本项目组研究双层时序模型的基础。

#### 2) 词义消歧

本项目在词义消歧时主要解决两个主要问题:本意-喻义映射识别和多义词的词义消歧。在识别暗语、比喻等表达方式问题上,[Yang Wei et al, DASFAA 2016, CCF B 类]发现在词语关联的产生过程中,保持每个词语之间的共现联合概率一致,可以有效不稳定的词语关联;在多词义消歧问题上,[Yanhui Gu et al, ACL 2016, CCF A 类]提出了结合 FAST 框架与短文本相似度测量的方法,提高了语义检索的效率。本项目在这两项成果的基础上基于研究词语的语义关联性识别和文本表示算法。除此之外,项目组在特征选择领域的相关工作[Jun Wang et al, TKDE, CCF A 类]和可以为词义消歧后的文本表示向量进一步优化打下了基础。

#### 3) 消除上下文语义冲突

测量语义相关度是消除词语上下文的语义冲突的有效方法。项目组在前期研究中提出语境描述法,语境描述法以语料库中的词语作为特征,通过特征与文档的相关性描述文本语义信息,并结合词向量挖掘文本中语义丰富的词语,增强文本向量的表示能力[Yang Wei et al, DASFAA 2016, CCF B 类]。在此基础上,[Yang



Wei et al, NLE 2016, CCF C 类]通过研究词语之间的共同相关词来推断这些词语之间的隐含关联性,解决了文档的物理边界阻碍了对词之间相关性评估存在偏差的问题。这两项成果为解决上下文语义冲突消除提供了研究思路。

在短文本语义理方面,课题组已经完成天津市自然科学基金 1 项:大数据背景下的多维语义特征空间构造及其应用。该项目主要研究多源异构非结构化文本数据中抽取有效信息的技术方法,解决了词共现关系不足以支撑文本到特征映射等和特征空间中冗余、低质量特征较多等问题。发表论文 13 篇,其中 SCI 检索 5 篇, EI 检索 10 篇, CCF 推荐会议/期刊 10 篇。在语义表示方法的相关领域获得了发明专利 1 项:基于聚合加权矩阵压缩算法的文本语义表示方法。该专利提出了一种基于聚合加权矩阵压缩算法的文本表示方法。该方法通过构建平滑全局语境矩阵,弱化了语用习惯对单词语义的影响;利用单词向量聚合方法加权全局语境,精确了单词权重的度量;最后使用无穷范数压缩法将平滑全局语境转化为向量来表征文本。

相关论文列表(#:学生第一作者, \*: 通讯作者):

- [1] YANG WEI(#); **JINMAO WEI**(\*); ZHENGLU YANG. Unsupervised learning of semantic representation for documents with the law of total probability[J]. Natural Language Engineering, 2018, 24(4): 491-522.
- [2] Jun Wang(#); **Jin-Mao Wei**(\*); Zhenglu Yang; Shu-Qin Wang. Feature selection by maximizing independent classification information[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2017, 29(4): 828-841.
- [3] Yanhui Gu(#); Zhenglu Yang(\*); Junsheng Zhou; Weiguang Qu; **Jinmao Wei**; Xingtian Shi. A fast approach for semantic similar short texts retrieval[C]//Proceedings of the 54th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL). 2016, 2: 89-94.
- [4] Yang Wei(#)(\*), **Jinmao Wei**(\*), Zhenglu Yang, Yu Liu. Joint probability consistent relation analysis for document representation[C]//International Conference on Database Systems for Advanced Applications(DASFAA). Springer, Cham, 2016: 517-532.
- [5] Qian li(#); Ziwei li; **Jinmao Wei**; Yanhui Gu; Adam Jatowt; Zhenglu Yang. A multi-attention based neural network with external knowledge for story ending predicting task[C]//Proceedings of the 27th International Conference on Computational Linguistics(COLING). 2018: 1754-1762.



**2. 工作条件**（包括已具备的实验条件，尚缺少的实验条件和拟解决的途径，包括利用国家实验室、国家重点实验室和部门重点实验室等研究基地的计划与落实情况）；

**1) 软硬件平台**

南开大学计算机学院拥有良好的软硬件开发环境，拥有大型服务器、微机、覆盖广泛的网络设备和齐全的软件系统以及开发工具。南开大数据研究所与IBM 联合成立了“南开—IBM 大数据技术研究中心”，开展认知计算方面合作研究与学生培养工作，搭建了大规模云计算软、硬件平台。

**2) 数据资源基础**

除了 Appreal、IEMOCAP 等公开数据源外，课题组在早期的工作中进行了人机对话的相关研究。项目组拥有基于社交软件的人机对话系统 1 套，相应的人机对话数据集 1 份，为本项目的研究提供了数据支撑。

**3) 小规模系统搭建**

项目组及依托单位已经具有一定的软硬件基础条件。针对互联网不良信息识别问题的特定需求，只需补充少量性能配置更高的计算机、一定数量的移动存储设备和网络设备等即可。

**3. 正在承担的与本项目相关的科研项目情况**（申请人和项目组主要参与者正在承担的与本项目相关的科研项目情况，包括国家自然科学基金的项目和国家其他科技计划项目，要注明项目的名称和编号、经费来源、起止年月、与本项目的关系及负责的内容等）；

**4. 完成国家自然科学基金项目情况**（对申请人负责的前一个已结题科学基金项目（项目名称及批准号）完成情况、后续研究进展及与本申请项目的关系加以详细说明。另附该已结题项目研究工作总结摘要（限 500 字）和相关成果的详细目录）。

国家自然基金面上项目（小额），批准号：61772288，项目名称：基于分类能力结构度量与类相关性关系保留的特征选取方法研究，2018.01-2018.12，16



万元，结题，主持。

该项目研究的内容是，在准确标签空间假设下，考虑类相性保留及特征分类能力互补的特征选取，及不完全标签标注下的特征选取问题。本项目研究内容中，以文本向量表示为研究的基础之一，特征选取则是文本向量表示中降维及选取与文本分类相关特征的过程，因此可看作是本研究的基础之一，本研究重点在于，对委婉或隐晦方式传播的文本信息进行深层语义发现，探索智能化的语义理解方法，为识别不良网络信息的实际应用需求提供理论技术支持。

### 摘要：

特征选取是机器学习与数据挖掘中的基础研究问题，在大数据时代，其对数据降维、发一现系统关键因素具有重要意义。现有特征选取方法的共性是，将特征与类均看作变量，并以某一标量来度量特征的类区分能力。对于多类、多标签等复杂分类问题，首先，仅以一个标量值区分特征的分类能力，无法体现特征对分类问题所涉及的不同方面的贡献。另外，在复杂分类问题中，各类间可能存在不同程度的相容等复杂相关性关系。显然，现有的以将不同类区分开为目的的特征选取方法无法有效区别处理这种关系。针对这些问题，本项目开展了相关研究：研究基于局部学习等理论的特征分类能力度量方法；研究类间相关性保留的特征选取方法，并在公开数据上验证方法的有效性。

该项目主要是对多标签弱监督问题的特征选取方法进行研究，是对特征选取中存在的深层基础问题进行研究。文本向量是文本分类研究中表示文本的重要手段之一。对于文本处理，特征选取则可看作是针对文本分类等目标，发现并保留有意义的特征及空间降维的重要途径。本研究以文本向量作为表示文本数据的手段之一，因此特征选取是本研究的基础之一。但本项目的重点并不在于对特征选取问题本身进行研究，而是以文本向量为文本表示基础之一，对发现文本深层语义的方法与应用进行研究。

### 成果目录：

1. Yuanyuan Xu, Jun Wang, Shuai An, Jin-Mao Wei\*, and Jianhua Ruan. Semi-supervised multi-label feature selection by preserving feature-label space consistency[C]. The 27th ACM International Conference on Information and Knowledge Management(CIKM). ACM, 2018:





783-792.

2. Shuai An, Jun Wang, and Jinmao Wei\*. Local-nearest-neighbors-based feature weighting for gene selection[J]. IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics, 2018, 15(5): 1538-1548.

3. Xuemeng Jiang, Jun Wang, Jin-Mao Wei\*, Jianhua Ruan, and Gang Yu. ANNC: AUC-based feature selection by maximizing nearest neighbor complementarity[C]. Pacific Rim International Conference on Artificial Intelligence(PRICAI). Springer, Cham, 2018: 772-785.

4. Hengpeng Xu, Jinmao Wei<sup>1</sup>, Zhenglu Yang, Jianhua Ruan, and Jun Wang. Probabilistic topic and role model for information diffusion in social network. PAKDD 2018, LNAI 10938, 2018: 3-15.

5. Hengpeng Xu, Jin-Mao Wei\*, et al. Spatiotemporal-aware region recommendation with deep metric learning. DASFAA 2019, in press.

### (三) 其他需要说明的问题

1. 申请人同年申请不同类型的国家自然科学基金项目情况（列明同年申请的其他项目的项目类型、项目名称信息，并说明与本项目之间的区别与联系）。

项目类型：面上项目

项目名称：考虑空间一致性与类间相关性的弱监督特征嵌入方法研究

该项目主要是对多标签弱监督问题的特征选取方法进行研究，是对特征选取中存在的深层基础问题进行研究。文本向量是文本分类研究中表示文本的重要手段之一。对于文本处理，特征选取则可看作是针对文本分类等目标，发现并保留有意义的特征及空间降维的重要途径。本研究以文本向量作为表示文本数据的手段之一，因此特征选取是本研究的基础之一。但本项目的重点并不在于对特征选取问题本身进行研究，而是以文本向量为文本表示基础之一，对发现文本深层语义的方法与应用进行研究。

2. 具有高级专业技术职务（职称）的申请人或者主要参与者是否存在同年申请或者参与申请国家自然科学基金项目的单位不一致



的情况；如存在上述情况，列明所涉及人员的姓名，申请或参与申请的其他项目的项目类型、项目名称、单位名称、上述人员在该项目中是申请人还是参与者，并说明单位不一致原因)。

3. 具有高级专业技术职务（职称）的申请人或者主要参与者是否存在与正在承担的国家自然科学基金项目的单位不一致的情况；如存在上述情况，列明所涉及人员的姓名，正在承担项目的批准号、项目类型、项目名称、单位名称、起止年月，并说明单位不一致原因。

4. 其他。

NSFC 2019



## 卫金茂 简历

南开大学，计算机学院，教授

教育经历（从大学本科开始，按时间倒序排序；请列出攻读研究生学位阶段导师姓名）：

- (1) 1998.9 - 2001.7, 华东理工大学, 控制理论与控制工程, 博士, 导师：黄道
- (2) 1990.9 - 1993.7, 东北师范大学, 电子学, 硕士, 导师：张振远
- (3) 1986.9 - 1990.7, 吉林工业大学, 计算机应用, 学士, 导师：沈长妹

科研与学术工作经历（按时间倒序排序；如为在站博士后研究人员或曾有博士后研究经历，请列出合作导师姓名）：

- (1) 2007.12-至今, 南开大学, 计算机学院, 教授
- (2) 2006.12-2007.11, 东北师范大学, 物理学院, 教授
- (3) 2001.7-2006.11, 东北师范大学, 物理学院, 副教授
- (4) 1996.7-2001.6, 东北师范大学, 物理系, 讲师
- (5) 1993.7-1996.6, 东北师范大学, 物理系, 助教
- (6) 2003.12-2006.12, 吉林大学, 博士后, 合作导师：刘大有

曾使用其他证件信息（申请人应使用唯一身份证件申请项目，曾经使用其他身份证件作为申请人或主要参与者获得过项目资助的，应当在此列明）：

主持或参加科研项目（课题）情况（按时间倒序排序）：

国家自然科学基金面上项目（小额），61772288，基于分类能力结构度量与类相关性关系保留的特征选取方法研究，2018.01-2018.12，16万元，结题，主持

代表性研究成果和学术奖励情况

（请注意：①投稿阶段的论文不要列出；②对期刊论文：应按照论文发表时作者顺序列出全部作者姓名、论文题目、期刊名称、发表年代、卷（期）及起止页码（摘要论文请加说明）；③对会议论文：应按照论文发表时作者顺序列出全部作者姓名、论文题目、会议名称（或会议论文集名称及起止页码）、会议地址、会议时间；④应在论文作者姓名后注明第一/通讯作者情况：所有共同第一作者均加注上标“#”字样，通讯作者及共同通讯作者均加注上标“\*”字样，唯一第一作者且非通讯作者无需加注；⑤所有代表性研究成果和学术奖励中本人姓名加粗显示。）

按照以下顺序列出：①代表性论著（包括论文与专著，合计5项以内）；②论著之外的代表性研究成果和学术奖励（合计10项以内）。



## 一、代表性论著

(1) YANG WEI<sup>(#)</sup> ; **JINMAO WEI**<sup>(\*)</sup> ; ZHENGLU YANG, Unsupervised learning of semantic representation for documents with the law of total probability, Natural Language Engineering, 2017. 冬季, 24(4): 491~522 (期刊论文)

(2) Jun Wang<sup>(#)</sup> ; **Jin-Mao Wei**<sup>(\*)</sup> ; Zhenglu Yang; Shu-Qin Wang, Feature Selection by Maximizing Independent Classification Information, IEEE TRANSACTIONS ON KNOWLEDGE AND DATA ENGINEERING, 2017. 4. 1, 29(4): 828~841 (期刊论文)

(3) Yanhui Gu<sup>(#)</sup> ; Zhenglu Yang<sup>(\*)</sup> ; Junsheng Zhou; Weiguang Qu; **Jinmao Wei**; Xingtian Shi, A Fast Approach for Semantic Similar Short Texts Retrieval, ACL2016, Berlin, 2016. 08. 07-2016. 08. 12 (会议论文)

(4) Yang Wei<sup>(#)(\*)</sup> ; **Jinmao Wei**<sup>(\*)</sup> ; Zhenglu Yang; Yu Liu, Joint Probability Consistent Relation Analysis for Document Representation, DASFAA 2016, Dallas, Texas, 2016. 04. 16-2016. 04. 19 (会议论文)

(5) Qian li<sup>(#)</sup> ; Ziwei li; **Jinmao Wei**; Yanhui Gu; Adam Jatowt; Zhenglu Yang, A Multi-Attention based Neural Network with External Knowledge for Story Ending Predicting Task, 27th International Conference on Computational Linguistics(COLING), Santa Fe, New Mexico, 2018. 8. 20-2018. 8. 26 (会议论文)



除非特殊说明，请勿删除或改动简历模板中蓝色字体的标题及相应说明文字

## 参与者 简历

穆琳，中国信息安全测评中心，战略评估处，助理研究员

教育经历（从大学本科开始，按时间倒序排序；请列出攻读研究生学位阶段导师姓名）：

2009/09-2014/07，中国农业大学，食品生物技术，博士，导师：段长青

2005/09-2009/07，中国农业大学，生物工程，本科

科研与学术工作经历（按时间倒序排序；如为在站博士后研究人员或曾有博士后研究经历，请列出合作导师姓名）：

1. 2014/08-至今，中国信息安全测评中心，战略评估处，助理研究员

曾使用其他证件信息（应使用唯一身份证件申请项目，曾经使用其他身份证件作为申请人或主要参与者获得过项目资助的，应当在此列明）

例如：二代身份证，61020219870603002X

主持或参加科研项目（课题）情况（按时间倒序排序）：

格式：项目类别，批准号，名称，研究起止年月，获资助金额，项目状态（已结题或在研等），主持或参加

科技部“一带一路”建设专项课题，地缘政治变动背景下推动与伊斯兰世界共建“一带一路”的问题研究，2017/09-2017/12，参加

## 代表性研究成果和学术奖励情况

（请注意：①投稿阶段的论文不要列出；②对期刊论文：应按照论文发表时作者顺序列出全部作者姓名、论文题目、期刊名称、发表年代、卷（期）及起止页码（摘要论文请加以说明）；③对会议论文：应按照论文发表时作者顺序列出全部作者姓名、论文题目、会议名称（或会议论文集名称及起止页码）、会议地址、会议时间；④应在论文作者姓名后注明第一/通讯作者情况：所有共同第一作者均加注上标“#”字样，通讯作者及共同通讯作者均加注上标“\*”字样，唯一第一作者且非通讯作者无需加注；⑤所有代表性研究成果和学术奖励中本人姓名加粗显示。）

按照以下顺序列出：

一、代表性论著（包括论文与专著，合计5项以内）；



## 二、论著之外的代表性研究成果和学术奖励（合计10项以内）。

2014年至2018年参与编纂年度《国家信息安全态势评估》专著

在《中国信息安全》发表文章《“剑桥分析”事件“算法黑箱”问题浅析》

在《中国信息安全》发表文章《俄罗斯应对国家断网威胁的启示》

NSFC 2019



## 附件信息

序号	附件名称	备注	附件类型
1	Feature Selection by Maximizing Independent Classi		代表性论著
2	A Multi-Attention based Neural Network with Extern		代表性论著
3	A Fast Approach for Semantic Similar Short Texts R		代表性论著
4	Unsupervised learning of semantic representation f		代表性论著
5	Joint Probability Consistent Relation Analysis for		代表性论著
6	合作协议		其他

NSFC 2019



项目名称： 社交媒体信息传播过程中的不良信息识别

资助类型： 联合基金项目/培育项目/NSFC-通用技术基础研究联合基金

申请代码： F0205. 计算机应用技术

### 国家自然科学基金项目申请人和参与者公正性承诺书

本人**在此郑重承诺**：严格遵守中共中央办公厅、国务院办公厅《关于进一步加强科研诚信建设的若干意见》规定，所申报材料和相关内容真实有效，不存在违背科研诚信要求的行为；在国家自然科学基金项目申请、评审和执行全过程中，恪守职业规范和科学道德，遵守评审规则和工作纪律，杜绝以下行为：

- (一) 抄袭、剽窃他人科研成果或者伪造、篡改研究数据、研究结论；
- (二) 购买、代写、代投论文，虚构同行评议专家及评议意见；
- (三) 违反论文署名规范，擅自标注或虚假标注获得科技计划等资助；
- (四) 购买、代写申请书；弄虚作假，骗取科技计划项目、科研经费以及奖励、荣誉等；
- (五) 在项目申请书中以高指标通过评审，在项目计划书中故意篡改降低相应指标；
- (六) 以任何形式打听尚未公布的评审专家名单及其他评审过程中的保密信息；

(七) 本人或委托他人通过各种方式及各种途径联系有关专家进行请托、游说，违规到评审会议驻地游说评审专家和工作人员、询问评审或尚未正式向社会公布的信息等干扰评审或可能影响评审公正性的活动；

(八) 向评审工作人员、评审专家等提供任何形式的礼品、礼金、有价证券、支付凭证、商业预付卡、电子红包，或提供宴请、旅游、娱乐健身等任何可能影响评审公正性的活动；

(九) 其他违反财经纪律和相关管理规定的行为。

如违背上述承诺，本人愿接受国家自然科学基金委员会和相关部门做出的各项处理决定，包括但不限于撤销科学基金资助项目，追回项目资助经费，向社会通报违规情况，取消一定期限国家自然科学基金项目申请资格，记入科研诚信严重失信行为数据库以及接受相应的党纪政纪处理等。

编号	姓名 / 工作单位名称（应与加盖公章一致） / 证件号码 / 每年工作时间（月）	签字
1	卫金茂 / 南开大学 / 2*****6 / 6	
2	穆琳 / 中国信息安全测评中心 / 6*****X / 8	
3	朴乘锴 / 南开大学 / 1*****0 / 10	
4	徐恒鹏 / 南开大学 / 3*****3 / 10	
5	刘亚飞 / 南开大学 / 4*****9 / 10	
6	牛正青 / 南开大学 / 1*****4 / 10	
7	尹誉 / 南开大学 / 2*****4 / 10	
8		
9		
10		





项目名称： 社交媒体信息传播过程中的不良信息识别  
资助类型： 联合基金项目/培育项目/NSFC-通用技术基础研究联合基金  
申请代码： F0205. 计算机应用技术

### 国家自然科学基金项目申请单位公正性承诺书

本单位依据国家自然科学基金项目指南的要求，严格履行法人负责制，**在此郑重承诺：**本单位已就所申请材料内容的真实性和完整性进行审核，不存在违背中共中央办公厅、国务院办公厅《关于进一步加强科研诚信建设的若干意见》规定和其他科研诚信要求的行为，申请材料符合《中华人民共和国保守国家秘密法》和《科学技术保密规定》等相关法律法规，在项目申请和评审活动全过程中，遵守有关评审规则和工作纪律，杜绝以下行为：

（一）采取贿赂或变相贿赂、造假、剽窃、故意重复申报等不正当手段获取国家自然科学基金项目申请资格；

（二）以任何形式探听未公开的项目评审信息、评审专家信息及其他评审过程中的保密信息，干扰评审专家的评审工作；

（三）组织或协助项目团队向评审工作人员、评审专家等提供任何形式的礼品、礼金、有价证券、支付凭证、商业预付卡、电子红包等；宴请评审组织者、评审专家，或向评审组织者、评审专家提供旅游、娱乐健身等任何可能影响科学基金评审公正性的活动；

（四）包庇、纵容项目团队虚假申报项目，甚至骗取国家自然科学基金项目；

（五）包庇、纵容项目团队，甚至帮助项目团队采取“打招呼”等方式，影响科学基金项目评审的公正性；

（六）在申请书中以高指标通过评审，在计划书中故意篡改降低相应指标；

（七）其他违反财经纪律和相关管理规定的行为。

如违背上述承诺，本单位愿接受国家自然科学基金委员会和相关部门做出的各项处理决定，包括但不限于停拨或核减经费，追回项目经费，取消一定期限国家自然科学基金项目申请资格，记入科研诚信严重失信行为数据库以及主要责任人接受相应党纪政纪处理等。

依托单位公章：

日期： 年 月 日

合作研究单位公章：

日期： 年 月 日

合作研究单位公章：

日期： 年 月 日