

语言认知与语言计算——人与机器的语言理解探讨

李瑞玉

普洱学院 云南普洱 665000

摘要:当前的研究表明,现有的NLP模型在常识推理、语境适应性以及多模态整合方面存在明显局限。例如,预训练语言模型在缺乏物理和社会常识的情况下容易做出错误推理,长文本处理仍然受限于固定窗口长度,且对非语言信息(如手势、表情、语调)的理解尚处于初级阶段。这些问题的存在表明,当前的语言计算技术仍然未能达到真正的类人智能水平。基于此,本文探讨语言认知的理论基础与神经机制,梳理机器语言计算技术的演进脉络,并分析当前存在的技术瓶颈。最后,针对未来发展趋势,提出可能的优化方向,以推动自然语言理解技术的进一步发展。

关键词:语言认知;神经机制;自然语言处理;Transformer

引言

语言既是人类思维的重要载体,也是人工智能发展的关键领域。认知语言学研究表明,语言能力并非独立模块,而是整体认知系统的组成部分,其运作依赖于感知经验和神经机制的协同作用。近年来,神经科学揭示了人脑在语言理解过程中呈现分布式计算特征,不同脑区间的动态交互构成了语言加工的生理基础。

一、语言认知的理论基础与神经机制

(一) 认知语言学的理论范式

认知语言学认为语言能力属于整体认知系统,语言使用根植于感知经验与认知机制。Croft与Cruse(2004)指出语言知识并非独立模块,它存在于广泛认知网络,感知、动作、经验共同支撑其运作。该理论的核心概念包含“具身认知”(embodied cognition),语言符号超越抽象符号系统,身体体验、知觉模式、环境互动塑造其存在形式。Lakoff与Johnson(1980)的“概念隐喻理论”揭示抽象思维依赖感知经验,“掌控时间”(grasping time)将时间具象化为可操控实体。语言结构既是符号表征,又映射个体经验与文化背景对认知的深层影响。认知语言学引发研究范式迁移,形式主义分析转向体验与功能主义路径,这为语言计算、机器学习的语义建模奠定理论基础。

作者简介:李瑞玉(1984--),女,拉祜族,云南思茅人,硕士研究生,副教授,研究方向为英语教学。

(二) 语言理解的神经动态

神经科学领域阐明了人脑语言处理的多层次特性,听觉输入转化为高级语义表征需要多个功能区协同运作。初级听觉皮层(A1)分布于颞叶区域,其核心功能在于解析语音物理特征,如音高参数、时间维度及音素辨别构成主要处理对象。听觉通路将语音信号传递至STG与MTG皮层,这些区域承担语音模式识别及词汇激活任务。Broca区(BA44/45)具备双重功能:语法结构解析与句法-语义整合机制在此区域实现耦合。

实验数据显示,语言处理依赖分布式神经网络架构,额叶、颞叶和顶叶形成动态功能环路,其运作模式呈现显著非线性特征。事件相关电位(ERP)技术捕获到N400成分与语义整合过程存在强相关性,P600成分则表征句法重构阶段的神经活动模式。这些发现为计算语言学模型构建提供神经生物学依据,当前神经机器翻译(NMT)和语音识别系统的设计框架,普遍采用分层式神经动态建模策略,这种范式显著提升了语义表征的精准度与句法处理的鲁棒性。

(三) 认知过程的交互性

听觉语言认知模型传统上认为语音识别、句法解析与语义理解存在模块化区隔,当代研究证实语言处理机制本质呈现交互性与并行化特征。自上而下(top-down)和自下而上(bottom-up)过程在听觉理解中形成动态耦合,语境信息直接作用于语音感知单元,其音位修复效应(phonemic restoration effect)为此提供典型例证。

ERP研究数据显示,语义与句法的整合在400毫秒

内完成,语言加工过程突破了线性阶段限制,多层次信息交互成为可能。眼动追踪技术揭示,阅读时语境预期效应同时作用于词汇激活和句法分析模块。计算语言学领域,Transformer等深度学习模型借助自注意力机制(self-attention)实现语境整合,实质模拟了人脑的多层次交互认知特性。

语言理解本质上属于动态适应系统,感知维度、认知架构与语境要素构成多维协同网络,这种特性已为人工智能语言处理技术,特别是神经语言模型的迭代优化其构建出神经认知科学层面的理论框架。

二、机器语言计算的技术演进与核心挑战

(一) 技术发展脉络

1. 基于规则的符号主义

早期自然语言处理系统基于预设语法规则与模式匹配完成语言解析,ELIZA等专家系统借助规则模板模仿人类对话,规则体系难以覆盖自然语言复杂性,开放域文本处理存在明显瓶颈,语言变体的适应性显著不足^[1]。

2. 统计语言建模

计算资源与数据量的积累推动统计语言建模方法逐渐成为主流技术路径,n-gram模型通过词序列共现概率计算实现文本预测与解析;隐马尔可夫模型、最大熵模型被应用于语音识别与机器翻译领域,统计模型具备数据驱动特性,有效降低对人工规则的依赖性;n-gram方法受限于固定长度上下文窗口,长距离依赖建模能力依然存在缺陷,此局限性成为后续研究的重要突破方向^[2]。

3. 深度学习和神经语言模型

神经网络架构革新推动自然语言处理进入新阶段,分布式词向量表征技术(如Word2Vec)建立词语间语义关联图谱,显著优化语言模型性能。循环神经网络架构(RNN)结合LSTM与GRU变体设计,有效提升序列数据处理能力,时序迭代机制却导致长文本建模时的梯度衰减困境,远距离语义关联捕获存在局限。

Transformer架构引发范式迁移,全局自注意力机制替代序列计算模式,不同位置词汇关联性实现并行解析,长程依赖建模效率呈指数级提升。GPT-4模型参数规模达到1750亿,多任务统一框架支撑文本生成、程序编码、人机对话等复杂场景,展现出跨领域泛化特质。双向Transformer结构的典型代表BERT模型,在语义理解层面取得显著突破,其语境解析深度突破传统模式匹配范畴,数据驱动型智能计算范式逐渐形成,自然语言处理技术正加速逼近人类认知维度^[3]。

(二) 核心技术组件

1. 文本表示:从静态分布到情境化理解

语言计算领域基石呈现阶段性演进轨迹,静态分布式表征逐步过渡至上下文敏感动态向量体系。词嵌入(Word2Vec)作为早期词汇向量模型,采用无监督学习方式基于海量语料训练生成词汇分布式表征,语义相近词汇在向量空间呈现邻近分布特性,固定向量模式无法解析词汇的多重语境含义。

语境敏感表征(ELMo)架构整合双向LSTM网络,实现词汇向量表征的动态语境化重构,多义性处理效率得到实质性提升。动态向量(BERT)框架引入Transformer架构,利用双向自注意力机制捕捉长程依赖关联,预训练阶段采用掩码语言模型策略,实现词汇表征的全局上下文自适应调节,此技术突破显著优化自然语言解析精度,细微语义差异识别能力产生量级跨越。

该技术发展脉络呈现语义建模从静态分布到情境化解析的递进轨迹,同义异构处理、歧义消解及复杂语境适应等维度取得显著效能提升^[4]。

2. 结构解析:句法与语义的结合

为帮助机器解析文本内在架构,必须对句法、语义关系建立模型,依存句法分析与语义角色标注(SRL)构成两大核心方法。

依存句法分析(Dependency Parsing):该方法通过建立句子内词语间的依存关系树,揭示修饰与从属关系。以“机器学习改变了世界”为例,“改变”被定位为核心谓词,“机器学习”作为主语,“世界”充当宾语,语法结构由此呈现;斯坦福大学开发的Stanford Parser(Stanford Parser)作为经典工具,长期服务于依存分析领域。

语义角色标注(SRL):这项技术突破传统句法分析框架,专注于识别谓词-论元结构及其事件角色。同一例句中,“机器学习”会被标注为施事(Agent),“改变”对应谓词(Predicate),“世界”则标记为受事(Patient),机器借此解析语句的深层语义逻辑。

两类技术的协同应用构建出多维语义框架:机器既能捕捉表层句法特征,又可解析深层语义关联,最终推动阅读理解、智能问答等任务的性能优化^[5]。

3. 知识关联:符号逻辑与统计学习的融合

知识增强技术持续推动机器推理能力进化,结构化与非结构化知识融合方案占据主导地位。如,知识图谱(Freebase、Wikidata)采用三元组架构形成知识网络,

(爱因斯坦-出生于-德国)的实例让机器使用结构化知识完成事实推理,传统构建方式依赖人工标注,拓展效率受制约,复杂推理场景适应性不足。

此外,为了弥补知识图谱的局限性,研究者提出向量空间表示(TransE),其实体与关系被投射至连续向量空间,神经网络算法对符号化知识展开运算,符号逻辑与统计学习形成协同效应。在此,TransE变体模型持续优化向量空间表征质量,知识图谱的数值化改造释放出混合推理潜力^[6]。

三、现存技术瓶颈

尽管当前的深度学习模型在多个自然语言处理任务(如文本分类、机器翻译、对话生成)上已经超越人类水平,但在更复杂的语言理解和推理任务上仍存在诸多挑战。主要瓶颈体现在常识推理、语境适应性以及多模态整合等方面。

(一) 常识推理: 缺乏世界知识的深层建模

当前的预训练语言模型在缺乏真实世界知识的情况下进行预测,导致它们在需要物理、社会和因果推理的任务上表现不佳。例如,GPT-3在回答“玻璃杯摔碎后是否还能装水”这一问题时可能会做出错误判断,因为它并未真正理解物理世界中的因果关系。

这一问题的根源在于,大多数神经语言模型的学习方式基于统计模式匹配,而非真正的逻辑推理。虽然模型可以通过大规模文本数据学习到某些事实性知识,但缺乏对物理世界规律的直接感知。

(二) 语境适应性: 局部语境干扰与长期一致性问题

人类在对话或文本理解过程中能够利用对话历史、文化背景和社会情境进行动态调整,例如在指代消解、隐含信息推理等任务上表现出较强的适应性。

例如,在多轮对话中,指代解析是一个关键问题。若用户问:“小明昨天去看电影了,他觉得怎么样?”人

类能迅速理解“他”指代“小明”,并基于对话历史进行合理的推理。然而,当前的大规模语言模型在处理长对话时容易遗忘先前的上下文,或被最近的局部信息误导,导致指代消解错误。此外,模型在长文摘要、小说续写等任务中也常出现角色错乱、情节不连贯等问题。

结束语

综上,语言认知与语言计算的研究不仅涉及人工智能领域的核心问题,也对认知科学和神经科学的发展具有重要意义。认知语言学和神经科学的研究揭示了人类语言理解的基本原理,为机器语言计算提供了理论指导。随着Transformer及预训练语言模型的发展,机器语言理解能力得到大幅提升,使其在文本生成、自动翻译、对话系统等领域取得了突破性进展。

参考文献

- [1] 李玮佳.割草智能机器人英语语言理解系统的设计与研究[J].农机化研究,2022,44(7):215-218,223.
- [2] 刘美珍.面向云服务机器人的自然语言理解算法研究[D].山东:山东大学,2023.
- [3] 王少楠,丁鼎,林楠,等.语言认知与语言计算——人与机器的语言理解[J].中国科学(信息科学),2022,52(10):1748-1774.
- [4] 马飞.基于智能机器人的物联网专业C语言程序设计课程改革研究[J].黑龙江科学,2021,12(5):66-67.
- [5] 王敏辉,赵东明,石理,等.基于机器阅读理解的工单分析知识图谱技术研究与应用[J].天津科技,2022,49(6):59-63.
- [6] 田在儒.聊天机器人对出版业的挑战与对策分析——以ChatGPT聊天机器人为例[J].北京印刷学院学报,2023,31(10):21-25.