

数智驱动言语行为研究前沿趋势： 从语料库检索到大模型微调^{*}

北京外国语大学 周顾盈 许家金

提 要：言语行为是人类交际的基本单位之一，真实语料对揭示言语行为的机制至关重要。然而，因语用功能与形式并非一一对应，依赖形式检索的经典语料库方法存在明显局限。自然语言处理技术的数智化演进为解决言语行为的形义对应难题提供了全新可能。本文综述语料库语言学与自然语言处理技术在言语行为研究中的主要进展，指出二者在言语行为识别任务上具有协同潜力。同时，大语言模型技术有望成为未来语用学研究的常规方法之一。

关键词：言语行为；形式—功能错配；语料库；机器学习/深度学习；大语言模型

1. 引言

言语行为被视为人类交际的基本单位之一(Searle, 1969: 16)。由于言语行为的日常语言特性，基于真实交际数据的言语行为研究始终受到重视。近年来，随着智能技术的迅速发展，言语行为研究逐渐呈现出“数智驱动”的方法转向，从语料库简单检索，继而引入机器学习与深度学习方法，最终发展到当下快速兴起的大语言模型驱动研究。

在此背景下，语料库语言学与自然语言处理分别从语言学与计算机建模角度出发，推动言语行为研究的发展。二者虽同样依托语言数据，但研究取向存在显著差异。前者源自语言学学科内部，重在揭示语用规律；后者更侧重算法建模，立足于语音识别、对话系统等工程场景。在术语层面，自然语言处理领域更常使用“对话行为”(dialog act)指代言语行为。尽管称谓不同，但二者在理论渊源、分析维度与交际功能判定等方面高度一致，皆以 Austin (1962) 和 Searle (1969) 为基础。Bunt 在其主持研制的言语行为标注国际标准中有如下表述，“言语行为理论主要是一种基于行为主义的语言哲学方法，而对话行为理论则是一种基于实证主义的交际行为计算模型”(ISO 24617-2, 2020: 12)。

尽管存在明显分野，语料库语言学与自然语言处理都将言语行为的自动识别作为重要议题，因而两者具备融通协作的潜力。言语行为作为语言的功能性单位，存在形式与功能的不对应性(Levinson, 2017: 203)。这种形式—功能错配在非规约化间接言语行为(unconventionalized indirect speech acts)中尤为突出(McAllister, 2015: 29)。因此，如何在大规模语料中有效提取目标言语行为始终是高阶任务。近年来，自然语言处理领域在对话行为自动识别方面已取得显著进展。相比之下，尽管自然语言处理的相关技术已逐步引入语料库语言学，但后者在言语行为识别上仍主要依赖人工判读或形式检索，整体技术方法相对滞后，两者间的协作潜力尚未得到充分开发。随着研究进入以大语言模型为代表的新阶段，相关技术在语境建模、隐含意图识别以及复杂语用模式捕捉等方面均有突破，完全可在语料库研究中发挥重要作用。新的自

^{*} 本文系教育部人文社会科学重点研究基地重大项目“基于多语种语料库的外语及外语教育研究”(项目编号：22JJD740012)阶段性成果。

然语言处理技术尤其有助于识别语料中不易通过常规检索手段捕捉的言语行为实例,并为后续的人工判读与语用分析提供有力支持。

本文旨在梳理语料库语言学与自然语言处理在言语行为研究中的进展,探讨两者的融合发展路径。此外,本文将以指令类言语行为(directive speech acts)为例,比较经典语料库检索方法与基于大语言模型微调(fine-tuning)的识别方法,以期推动未来研究向更加高效智能的方向发展。

2. 基于语料库语言学的言语行为研究

相较于经典语用学中自上而下式的内省分析路径(安毅、向明友,2020: 140),语料库语用学立足大量真实语料开展实证分析。通过引入“纵向阅读法”(vertical reading)(Rühlemann & Aijmer, 2015: 3),研究者围绕节点词考察其在不同语境中的共现模式,并以频率信息揭示横向阅读中易被忽略的高频语言结构与典型语用功能。作为语言学分支,语料库语言学在言语行为研究中虽融入了数智驱动视角,但技术主要用于筛选目标实例。言语行为研究的核心关切始终是语用功能和交际意图。本节将首先系统梳理基于语料库的言语行为研究所涉及的核心议题,继而总结此类研究中常见的检索方法及其局限。

1) 基于语料库的言语行为研究核心议题

现有基于语料库的言语行为研究主要围绕三大议题展开:语用功能与语言形式之间的映射关系、情境与社会变量对言语行为实施的影响,以及言语行为的历时演变。

当前,基于语料库的言语行为研究一大重点是探讨言语行为功能与形式的关系,学者多聚焦特定言语行为的识别并解析其语用功能。例如,苏杭、卫乃兴(2022)提出将局部语法用于对言语行为实例的分析,旨在提供一种统合语用功能与语法构型的研究路径,以期弥补先前研究在言语行为标注和实现形式描写方面的不足。Su(2017)以美剧《生活大爆炸》台词为语料,围绕英语“请求”行为的典型句法模式检索相关实例,据此构建局部语法型式。类似路径亦用于分析同一语料库中的道歉行为(Su & Wei, 2018)、美国历史英语语料库(COHA)中的道歉行为历时演变(Su, 2020),以及英国国家语料库(BNC)中的感谢行为(Su, 2018)。然而,此类研究多以某类言语行为整体为对象,同时依赖检索词获取语料实例,在宏观层面能够揭示常见的实现形式,但对间接表达等隐性现象则力有不逮。另有一些研究则聚焦更微观的语用现象,通过人工识别揭示具体形式在不同语境中的分工及其功能动因,如挪威语请求中否定副词ikke的位置分布(Urbannik & Svennevig, 2019)、巴西葡萄牙语中表示确定性回应的形式选择(Rosemeyer & Schwenter, 2019)。

在情境与社会变量维度,研究者借助语料库的元数据揭示言语行为在不同交际场景中的变异。徐晶凝、郝雪(2019)基于电视剧剧本语料,证实了汉语肯定性建议策略的直接或间接选择与权势关系、社会距离和任务难度之间的显著关联。聚焦于更专门的语域,Garcia(2004, 2007)基于TOEFL 2000口语与书面学术语料库(T2K-SWAL),分析英语母语者在不同学术场景中言语行为的类型及实现形式。基于商务话语语料,Bilbow(2002)揭示了承诺类言语行为受文化背景和会议类型制约的特点;Koester(2002)与Gagne(2018)则分别收集了职场与买卖语料,考察其话语中的指令类言语行为,揭示了在说话人角色、权力关系、交际目的等社会变量的协同作用下,言语行为所呈现的复杂变异模式。此外,跨语言研究显示同一言语行为在不同语言或变体中可能存在显著差异,如英语中的请求(Flöck, 2016)及其回应差异(Flöck & Geluykens, 2018),波兰语与挪威语中的请求差异(Urbannik, 2017),以及南亚英语中的感谢

(Funke, 2022) 和道歉形式变异 (Degenhardt & Bernaisch, 2022)。

历史语料库的建立为言语行为的历时演变研究提供了重要的数据基础。如 Kohnen (2008) 采用“特定体裁的自下而上微观分析法”, 在由布道文与私人书信构成的历史语料库中追踪指令行为的演变; Jucker (2018) 基于历时美国英语语料库考察了 1810 年至 2009 年间道歉行为的变化; Ghezzi & Molinelli (2019) 通过 18 至 21 世纪的喜剧脚本语料, 研究意大利语中道歉词干 *scus* 从礼貌用语到嘲讽义词干的演变。

2) 言语行为的常见检索方法及其局限

言语行为研究的语料库范式不仅弥补了经典语用学对真实语境覆盖不足的局限, 也在言语行为的变异与演进方面显示出不可替代的价值。然而, 此类研究普遍面临同一挑战: 语料库研究以检索为起点, 如何准确提取作为研究对象的功能性单位始终是一大瓶颈。现有研究主要采用两大检索路径: 从形式到功能 (form-to-function) 与从功能到形式 (function-to-form)。

多数基于语料库的言语行为研究采用从形式到功能的路径, 研究者通过预先确定的检索项, 利用形式-功能映射关系提取特定功能的言语行为语例, 主要采取三种常见方式 (Jucker, 2018)。第一, 研究者通过行事语力标示手段 (IFID, illocutionary force indicating devices) 在语料库中检索言语行为语例, 如“sorry”用于检索道歉行为 (Aijmer, 1996; Deutschmann, 2003, 2006; Jucker & Taavitsainen, 2008); “thank”用于检索感谢行为 (Aijmer, 1996; Schauer & Adolphs, 2006; Su, 2018); “please”用于检索请求行为 (Aijmer, 1996); 或“hello”和“bye”用于问候与告别行为 (Jucker, 2017)。第二, 通过特殊句法型式 (syntactic patterns) 进行检索, 如 Jucker et al. (2008) 将句法型式转换为字符串后检索了语料库中的赞美行为。第三, 可以通过关于言语行为的元话语标识词进行检索, 如 Jucker & Taavitsainen (2014) 通过“compliment”检索了历时美国英语语料库与当代美国英语语料库中的赞赏行为。尽管操作性强, 显然这一路径难以涵盖为数众多、形式多样的间接言语行为, 所得结论难免挂一漏万。

从功能到形式的检索路径依赖横向阅读, 研究者逐行阅读语料、人工识别其中的言语行为, 尽管耗时, 但能弥补前者对间接言语行为覆盖不足的缺陷。Milà-Garcia (2018) 通过这一方法分析了加泰罗尼亚语料库中的同意与不同意行为, 强调这一方法尽管繁琐, 但可以带来更深层次的理解。类似方法应用于 Garcia (2004) 的有关 T2K-SWAL 语料的研究、McAllister (2015) 对学术语域中指令行为的探讨, 以及 Seto (2014) 对中国香港商务会话言语行为的标注与分析。Kohnen (2008) 则通过历时语料库追踪指令行为演变, 验证了这一路径的有效性。

概言之, 语料库语言学在言语行为的识别上仍处于初级阶段。一方面, 从形式到功能的自动检索路径多停留在表层形式匹配, 鲜有超越词句规则或简单机器学习模型的尝试, 覆盖有限, 难支撑结论; 另一方面, 从功能到形式的人工识别路径虽可获得高质量数据, 却因成本高、数据量小使得结论难以泛化。识别方法的局限已成为制约基于语料库的言语行为研究深化的掣肘因素, 提升识别效率与准确性仍是当前的核心挑战。

3. 基于机器学习和深度学习的言语行为研究

与语料库语言学显著不同, 自然语言处理领域以应用为导向, 致力于提升实际对话场景中言语行为的识别能力, 实现语用学理论向工程系统的有效转化。在这一领域, 模型与算法的迭代是研究本身的核心议题。相比语料库语言学领域围绕言语行为的多种研究议题, 自然语言处理领域集中于单一核心任务, 即借助方法迭代不断推进言语行为自动识别的准确率与可扩展性。因此, 本节综述将以技术迭代为主线展开, 勾勒该领域言语行为研究的主要进展。

在较早期的研究中,研究者多采用传统的机器学习方法来识别对话行为。这类方法的效果很大程度上取决于特征选择及其提取方式是否可靠少数上下文信息等。早期尝试包括贝叶斯网络与 DAMSL 标注方案的结合(Keizer, 2001),以及整合词汇、韵律和语境特征的隐马尔可夫模型(Stolcke et al., 2000),均在特定语料上取得了显著优于基线的效果。此后,相关研究引入 N 元组与朴素贝叶斯方法(Grau et al., 2004; Louwerse & Crossley, 2006),并结合文本与声学特征来提升分类性能(Surendran & Levow, 2006)。支持向量机成为该阶段的核心方法,被应用于不同语境和数据类型,如在线论坛(Qadir & Riloff, 2011)、社交媒体(Zhang, Gao & Li, 2011)、对话语料(Ribeiro et al., 2015)等。部分研究还尝试将支持向量机与条件随机场融合,以发挥模型集成的优势(Amanova et al., 2016)。

随着深度学习的发展,研究者逐渐转向自动化特征提取的模型,不同架构被广泛应用于言语行为识别。卷积神经网络(CNN)擅长捕捉词汇与句法特征,循环神经网络(RNN)及其变体则强于建模对话的序列性。基于二者的混合模型已在多种语料中实现 70% 以上的识别准确率(Kalchbrenner & Blunsom, 2013; Lee & Dernoncourt, 2016)。进一步的改进包括引入更复杂的层级结构和双向长短期记忆网络,这类模型尤其适用于处理多轮对话中的言语行为转接关系,使识别准确率普遍超过 80%,部分任务甚至接近 90%(Khanpour et al., 2016; Kumar et al., 2018)。注意力机制的引入则显著增强了模型的上下文感知能力,例如 Raheja & Tetreault (2019)的层级 Bi-GRU 自注意力模型和 Colombo et al.(2020)的 HGRU+引导注意力机制模型,均实现了 85% 以上的准确率。尽管这些方法在言语行为识别任务上均优于传统机器学习模型,但仍依赖于大量标注数据,在标注语料库有限的情况下,识别效果仍具有挑战性。

近年来,预训练语言模型成为推动言语行为识别突破的关键。通过在大规模非标注语料上预训练通用语言表示,再在任务语料上进行微调,这类模型能够在少量标注条件下实现高性能。Durrant, Battle & Smith(2021)比较了多种监督学习模型,并评估了包括 BERT、RoBERTa、GPT-2、DialogPT 在内的 10 个预训练语言模型。结果表明,基于转换器(Transformer)架构的预训练模型(如 BERT 和 RoBERTa)在言语行为分类中表现优异,显著优于传统的监督学习方法,成为当前和未来研究的主要方向。

4. 基于大语言模型的言语行为研究

预训练语言模型在诸如言语行为检索等任务中已超越了传统机器学习和早期深度学习方法,而大语言模型(以下简称“大模型”)的兴起为语用学研究提供了新的契机。越来越多的基准测试将言语行为识别纳入大模型的语用能力,相关研究通过多项选择、对话式问答、自然语言推理等任务评估模型的语用能力,不仅涵盖请求、命令、承诺等典型言语行为,还考察模型在语境中识别间接言语行为的能力,显示出该方向在语用学与自然语言处理交叉领域的重要地位(Ma et al., 2025)。围绕大模型开展的言语行为研究主要涉及两方面,一是评估其对言语行为的理解与自动识别能力,二是探讨其在言语行为标注中的应用。相关研究虽已呈现出明显的跨学科趋势,但语言学与自然语言处理之间的协作仍待加强。

自然语言处理领域, Ostyakova et al. (2023) 通过比较专家、众包标注与 ChatGPT 在 DailyDialog 语料上的表现,发现经树状分步提示引导后,大模型在言语功能标注任务上接近专家水平,并明显优于众包。Zhang & Wang (2025) 通过实证研究指出,大模型将是言语行为自动识别的突破口,其零样本学习能力结合提示工程,可以克服传统方法对标注数据的依赖。然而, Qamar et al. (2025) 同时也指出了大模型在言语行为识别中的不足。在自然对话的复杂语

境下,其在话轮轮次管理、交际功能识别和结构化推理方面仍明显落后于人类,零样本或小样本条件下的大模型在言语行为分类中的表现仍落后于微调的小模型。

在语言学领域,大模型在言语行为标注中的潜力尚未得到充分挖掘。Yu et al.(2024)将大模型应用于道歉行为的功能标注,研究发现即使在未经微调的情况下,GPT-3.5 与 GPT-4 的表现已接近人类标注者的水平。Su & Ye(2025)则证实 GPT-4o 和 DeepSeek 在致谢行为标注上亦具备类似能力。然而,上述研究所用材料为借助 sorry、apologize 检索所得的道歉行为例句。其重点是利用大模型标注这些例句中的“道歉者”“道歉对象”等内容,而非从真实口语语料中自动识别言语行为语例。Zhou(2025)将大模型的微调技术应用于指令类言语行为的自动识别任务。该类言语行为既是言语行为研究中最有价值的类别之一,同时又是形式与功能错配现象最为突出的语用类型。研究以真实英语口语语料为基础,对比了传统形式检索方法与微调后大语言模型在指令类言语行为识别中的表现:

表 1. 传统语料库检索与大模型微调检索表现

	准确率①	召回率②	精确率③	F2 分数④
语料库检索	89.33%	53.74%	16.13%	0.366 5
大模型微调	96.11%	85.51%	45.07%	0.725 0

在所用的英国国家语料库 2014 版口语子库(The Spoken BNC2014)中,指令类言语行为仅占 3.24%,呈现明显的低频与高变异特性。因此,即使模型将所有句子判定为“非指令”,其总体准确率仍可达到 96.76%,因此评估重点应放在召回率和精确率。结果显示,传统语料库检索方法召回率仅为 53.74%,即近半数目标句未被识别;其精确率更低,仅为 16.13%,说明约四分之三的被检出句为误判。尽管总体准确率尚可,但其对指令类行为的识别效能明显不足。相较之下,基于大模型微调技术的检索在很大程度上突破了言语行为自动识别的瓶颈。微调后的 GPT-4o 模型召回率高达 85%,在指令类言语行为具有高度语境依赖与主观判断成分的前提下,已展现出较强的识别能力;其精确率为 45%,即近半数被识别为指令的句子为真实正例,显著减轻了人工校对负担。整体来看,该方法在识别效率与准确性之间取得良好平衡,为实现高效、可扩展的语用功能识别提供了切实可行的技术路径。

5. 研究展望

在当前大数据和大模型背景下,数智驱动的言语行为研究正迎来新的机遇。未来的关键在于如何充分利用技术进步,实现更高效、更大规模的实证分析,并在此过程中不断深化语言学理论。本文对未来数智驱动的言语行为研究有如下展望:

首先,在方法层面,未来研究的首要任务是突破言语行为识别的瓶颈。语料库语言学在形

① 模型在全部样本中预测正确的比例。
② 模型判为正类的样本数,占有应被判为正类样本的比例。该指标反映模型对正类样本的覆盖能力。
③ 模型判为正类的样本中,确为正类的比例。该指标反映模型正类预测的可靠性。
④ F₂分数是以召回率为重点的综合评价指标。该指标通过对精确率和召回率的加权调和平均,评价模型对正类实例的覆盖能力。

式-功能映射、社会语境差异和历时演变方面积累了丰富成果,但受制于以形索义的研究范式,其研究规模与结论泛化能力始终受到限制。自然语言处理的发展为这一问题提供了新的解决思路。机器学习、深度学习及预训练语言模型已在言语行为的识别精度和处理规模上取得了显著进展,但其结果往往缺乏语用解释,难以独立承担精细化分析任务。随着研究进入以大模型为代表的新阶段,相关技术在语境建模、隐含意图识别及复杂语用模式处理等方面显示出新的潜力,使其能够在语料库研究中承担重要角色。一方面,这些技术可以缓解传统方法对显性形式线索的依赖;另一方面,为人工判读与语用分析提供初步功能分类。在此基础上,未来更具可行性的研究路径并非以模型取代人工分析,而是构建人机协同的言语行为研究范式:由经任务微调的大模型完成初步识别,再由研究者基于语用学理论框架进行人工校验与功能判定,从而在保证分析可靠性的前提下,实现言语行为研究在规模与深度上的双重拓展。

其次,在资源建设方面,未来应更加重视高质量标注语料的积累与共享。优质标注数据是自然语言处理不断优化模型性能的关键资源,这一过程离不开语言学家在标注规范制定、语用功能判定中的深度参与。长期以来,基于语料库语言学的言语行为研究所积累的数据具有显著优势:语料来源清晰、交际情境可辨、社会语境可溯,这些为语用分析提供了推理基础。然而,这类高质量语料多为研究者自用,较少公开,其学术价值与方法论潜力未能得到充分释放。未来语料库语言学与自然语言处理可在基础语料资源建设方面深化协作。一是依托语料库语用学成熟的标注实践,推动言语行为标注的标准化与互通性(interoperability);二是通过资源共享,使具备可回溯情境及社会语境信息的语料更好服务于模型训练与评估,从而在保证数据可信度的前提下,促进言语行为研究在规模化与可重复性方面的进步。

最后,在理论与技术的融合上,未来研究应充分发挥语言学的解释力与自然语言处理的算法优势。语言学理论在模型设计与结果解释中亦发挥着不可替代的作用,是推动语言技术实现与理论深化的关键力量。未来研究应充分发挥两者优势,在提升言语行为识别精度的同时,拓展其在间接言语行为、跨语体变异和动态语境建模中的应用广度。尤其在大模型触手可及的今天,语言学研究应积极拥抱技术进步,将其转化为深化理论的研究工具。

6. 结语

本文聚焦数智驱动的言语行为研究,特别是语料库语言学方法与自然语言处理在言语行为研究领域的互补关系。尽管两者在研究目标和技术路径上存在差异,但在底层资源建设和核心识别任务上具有深度融合的潜力。在新一轮人工智能技术革新的背景下,这种融合不仅可能,而且日益迫切。一方面,自然语言处理技术,尤其是大模型的微调方法,已在多项基础语言任务中展现出卓越性能,涵盖词性标注、句法分析、语义解读和判别等多个方面。在语用标注任务上,以GPT为代表的新一代大模型已接近甚至超越人类。可以预期,借助不断进步的自然语言处理技术,(间接)言语行为语例的自动识别难题有望得以破解。这将为基于大规模语料开展深入的语用研究,激发语用学本体理论创新,提供有效的方法论支撑。

参 考 文 献

- Aijmer, K. 1996. *Conversational Routines in English: Convention and Creativity*. London: Longman.
- Amanova, D., Petukhova, V., & Klakow, D. (2016). Creating annotated dialogue resources: Cross-domain dialogue act classification. Paper presented at the 9th International Conference on Language Resources and Evaluation (LREC), 111 - 117. Portorož, Slovenia.

- Austin, J. L. 1962. *How to Do Things with Words*. Oxford: Clarendon Press.
- Bilbow, G. T. (2002). Commissive speech act use in intercultural business meetings. *International Review of Applied Linguistics in Language Teaching*, 40(4), 287 – 303.
- Colombo, P., Chapuis, E., Manica, M., Vignon, E., Varni, G., & Clavel, C. (2020). Guiding attention in sequence-to-sequence models for dialogue act prediction. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 34(5), 7594 – 7601.
- Degenhardt, J. & Bernaisch, T. (2022). Apologies in South Asian varieties of English: A corpus-based study on Indian and Sri Lankan English. *Corpus Pragmatics*, 6(3), 201 – 223.
- Deutschmann, M. 2003. *Apologising in British English*. Ph.D. dissertation. Umeå: Umeå University.
- Deutschmann, M. (2006). Social variation in the use of apology formulae in the British National Corpus. In A. Renouf & A. Kehoe (eds.), *The Changing Face of Corpus Linguistics*, 205 – 221. Amsterdam: Rodopi.
- Duran, N., Battle, S., & Smith, J. (2023). Sentence encoding for dialogue act classification. *Natural Language Engineering*, 29(3), 794 – 823.
- Flöck, I. & Geluykens, R. (2018). Preference organization and cross-cultural variation in request responses: A corpus-based comparison of British and American English. *Corpus Pragmatics*, 2(1), 57 – 82.
- Flöck, I. 2016. *Requests in American and British English: A Contrastive Multi-Method Analysis*. Amsterdam: John Benjamins.
- Gagne, C. (2018). Indirectness and entitlement in product requests in British service encounters. *Journal of Pragmatics*, 133, 1 – 14.
- Garcia, P. 2004. *Meaning in Academic Contexts: A Corpus-Based Study of Pragmatic Utterances*. Ph.D. dissertation. Flagstaff: Northern Arizona University.
- Garcia, P. 2007. “Pragmatics in academic contexts: A spoken corpus study”. In M. C. Campoy & M. J. Luzón (eds.), *Spoken Corpora in Applied Linguistics*, 97 – 126. Bern: Peter Lang.
- Ghezzi, C. & Molinelli, P. (2019). Italian *scusa* from politeness to mock politeness. *Journal of Pragmatics*, 142, 245 – 257.
- Grau, S., Sanchis, E., Castro, M., & Vilar, D. (2004). Dialogue act classification using a Bayesian approach. Paper presented at the 9th Conference Speech and Computer, 495 – 499. St. Petersburg.
- ISO 24617 – 2. 2020. *Language Resource Management – Semantic Annotation Framework (SemAF)*, Part 2: *Dialogue Acts*. 2nd ed. Geneva: International Organization for Standardization.
- Ji, Y., Haffari, G., & Eisenstein, J. (2016). A latent variable recurrent neural network for discourse relation language models. *arXiv preprint arXiv: 1603.01913*.
- Jucker, A. H. & Taavitsainen, I. 2008. “Apologies in the history of English”. In A. H. Jucker & I. Taavitsainen (eds.), *Speech Acts in the History of English*, 229 – 246. Amsterdam: John Benjamins.
- Jucker, A. H. & Taavitsainen, I. 2014. “Complimenting in the history of American English”. In I. Taavitsainen, A. H. Jucker & J. Tuominen (eds.), *Diachronic Corpus Pragmatics*, 257 – 276. Amsterdam: John Benjamins.
- Jucker, A. H. (2017). Speech acts and speech act sequences: Greetings and farewells in the history of American English. *Studia Neophilologica*, 89, 39 – 58.
- Jucker, A. H. (2018). Apologies in the history of English: Evidence from the Corpus of Historical American English (COHA). *Corpus Pragmatics*, 2(4), 375 – 398.
- Kalchbrenner, N. & Blunsom, P. (2013). Recurrent convolutional neural networks for discourse compositionality. *Proceedings of the Workshop on Continuous Vector Space Models and Their Compositionality*, 119 – 126. Sofia.
- Keizer, S. 2001. “A Bayesian approach to dialogue act classification”. In P. Kühnlein, H. Rieser & H. Zeevat (eds.), *BI-DIALOG 2001: Proceedings of the 5th Workshop on Formal Semantics and Pragmatics of Dialogue*,

- 210–218. Bielefeld.
- Khanpour, H., Guntakandla, N., & Nielsen, R. 2016. Dialogue act classification in domain-independent conversations using a deep recurrent neural network. *Proceedings of the 26th International Conference on Computational Linguistics: Technical Papers*, 2012–2021. Osaka.
- Koester, A. J. (2002). The performance of speech acts in workplace conversations and the teaching of communicative functions. *System*, 30(2), 167–184.
- Kohnen, T. 2008. “Directives in Old English”. In A. H. Jucker & I. Taavitsainen (eds.), *Speech Acts in the History of English*, 27–44. Amsterdam; John Benjamins.
- Kumar, H., Agarwal, A., Dasgupta, R., & Joshi, S. (2018). Dialogue act sequence labeling using hierarchical encoder with CRF. *Proceedings of the Thirty-Second AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 3440–3447. New Orleans, LA; AAAI Press.
- Lee, J. Y. & Dernoncourt, F. (2016). Sequential short-text classification with recurrent and convolutional neural networks. *Proceedings of the 2016 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies*, 515–520. San Diego, CA.
- Levinson, S. C. 2017. “Speech acts”. In Y. Huang (ed.), *The Oxford Handbook of Pragmatics*, 199–216. Oxford: Oxford University Press.
- Liu, Y., Ott, M., Goyal, N., Du, J., Joshi, M., Chen, D., Levy, O., Lewis, M., Zettlemoyer, L., & Stoyanov, V. (2019). RoBERTa: A robustly optimized BERT pretraining approach. *arXiv preprint arXiv: 1907.11692*.
- Louwerse, M. & Crossley, S. 2006. “Dialog act classification using N-gram algorithms”. In G. Sutcliffe & R. Goebel (eds.), *Proceedings of the 19th International Florida Artificial Intelligence Research Society Conference*, 758–763. Melbourne Beach, FL; AAAI Press.
- Ma, B., Li, Y., Zhou, W., Gong, Z., Liu, Y. J., Jasinskaja, K., & Plank, B. (2025). Pragmatics in the era of large language models: A survey on datasets, evaluation, opportunities and challenges. *arXiv preprint arXiv: 2502.12378*.
- McAllister, P. G. 2015. “Speech acts: A synchronic perspective”. In K. Aijmer & C. Rühlemann (eds.), *Corpus Pragmatics: A Handbook*, 29–51. Cambridge: Cambridge University Press.
- Milà-Garcia, A. (2018). Pragmatic annotation for a multi-layered analysis of speech acts: A methodological proposal. *Corpus Pragmatics*, 2(3), 265–287.
- Ortega, D. & Vu, N. T. (2017). Neural-based context representation learning for dialog act classification. *Proceedings of the 18th Annual SIGdial Meeting on Discourse and Dialogue*, 247–252. Saarbrücken, Germany.
- Ostyakova, L., Smilga, V., Petukhova, K., Molchanova, M., & Kornev, D. (2023). ChatGPT vs. crowdsourcing vs. experts: Annotating open-domain conversations with speech functions. *Proceedings of the 24th Annual Meeting of the Special Interest Group on Discourse and Dialogue*, 242–254. Prague.
- Qadir, A. & Riloff, E. (2011). Classifying sentences as speech acts in message board posts. *Proceedings of the 2011 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*. Edinburgh, 748–758.
- Qamar, A., Tong, J. & Huang, R. (2025). Do LLMs understand dialogues? A case study on dialogue acts. *Proceedings of the 63rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers)*, 26219–26237. Bangkok.
- Raheja, V. & Tetreault, J. (2019). Dialogue act classification with context-aware self-attention. *arXiv preprint arXiv: 1904.02594*.
- Ribeiro, E., Ribeiro, R., & de Matos, D. M. (2015). The influence of context on dialogue act recognition. *arXiv preprint arXiv: 1506.00839*.
- Rosemeyer, M. & Schwenter, S. A. (2019). Echoic and non-echoic confirming affirmative responses in spoken

- Brazilian Portuguese. *Journal of Pragmatics*, 141, 80 – 101.
- Rühlemann, C. & Aijmer, K. 2015. “Corpus pragmatics: Laying the foundations”. In K. Aijmer & C. Rühlemann (eds.), *Corpus Pragmatics*, 1 – 26. Cambridge: Cambridge University Press.
- Schauer, G. A. & Adolphs, S. (2006). Expressions of gratitude in corpus and DCT data: Vocabulary, formulaic sequences, and pedagogy. *System*, 34(1), 119 – 134.
- Searle, J. R. 1969. *Speech Acts: An Essay in the Philosophy of Language*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Seto, A. W. 2014. *A Corpus-driven Study of Speech Acts in the Hong Kong Corpus of Spoken English (HKCSE)*. Ph.D. dissertation. Hong Kong: The Hong Kong Polytechnic University.
- Stolcke, A., Ries, K., Coccaro, N., Shriberg, E., Bates, R., Jurafsky, D., Taylor, P., Martin, R., Van Ess-Dykema, C., & Meteer, M. (2000). Dialogue act modeling for automatic tagging and recognition of conversational speech. *Computational Linguistics*, 26(3), 339 – 373.
- Su, H. & Ye, J. (2025). Large language models for automating fine-grained speech act annotation: A critical evaluation of GPT-4o and DeepSeek. *Corpus Pragmatics*, 9(4), 463 – 482.
- Su, H. & Wei, N. (2018). I’m really sorry about what I said: A local grammar of apology. *Pragmatics*, 28(3), 439 – 462.
- Su, H. (2017). Local grammars of speech acts: An exploratory study. *Journal of Pragmatics*, 111, 72 – 83.
- Su, H. (2018). Thank bloody God it’s Friday: A local grammar of thanking. *Corpus Pragmatics*, 2(1), 83 – 105.
- Su, H. (2020). Local grammars and diachronic speech act analysis: A case study of apology in the history of American English. *Journal of Historical Pragmatics*, 21(1), 109 – 136.
- Surendran, D. & Levow, G. A. (2006). Dialog act tagging with support vector machines and hidden Markov models. *Proceedings of Interspeech 2006/9th International Conference on Spoken Language Processing*, 1950 – 1953. Pittsburgh.
- Urbanik, P. & Svennevig, J. (2019). Managing contingencies in requests: The role of negation in Norwegian interrogative directives. *Journal of Pragmatics*, 139, 109 – 125.
- Urbanik, P. 2017. *Requests in Polish and Norwegian Informal Conversation: A Comparative Study of Grammatical and Pragmatic Patterns*. Ph.D. dissertation. Oslo: University of Oslo.
- Yu, D., Li, L., Su, H., & Fuoli, M. (2024). Assessing the potential of LLM-assisted annotation for corpus-based pragmatics and discourse analysis: The case of apology. *International Journal of Corpus Linguistics*, 29(4), 534 – 561.
- Zhang, R., Gao, D., & Li, W. 2011. What are tweeters doing: Recognizing speech acts in Twitter. *Proceedings of the Workshops at the Twenty-Fifth AAAI Conference on Artificial Intelligence*. San Francisco, CA: AAAI Press.
- Zhang, W., & Wang, Y. 2025. “Act2P: LLM-driven online dialogue act classification for power analysis”. In *Findings of the Association for Computational Linguistics (ACL 2025)*, 20494 – 20504.
- Zhou, G. 2025. *A Corpus-Based Study of Variation in Indirectness Across English Directive Speech Acts*. Ph.D. dissertation. Beijing: Beijing Foreign Studies University.
- 安毅、向明友, 基于语料库的语用学研究——国际前沿与热点, 《语言学研究》, 2020 年第 1 期, 139 – 151。
- 苏杭、卫乃兴, 局部语法视域下的英语言语行为研究, 《外语教学与研究》, 2022 年第 54(06) 期, 803 – 814。
- 徐晶凝、郝雪, 建议言语行为内部调节手段的语用调控, 《世界汉语教学》, 2019 年第 33(03) 期, 353 – 368。

作者简介

周顾盈, 北京外国语大学德语学院, 讲师, 研究方向: 语料库语言学、语用学、计算语言学、德语语言学。邮箱: guying.zhou@bfsu.edu.cn。

许家金(通讯作者),北京外国语大学中国外语与教育研究中心,教授,博士生导师,研究方向:语料库语言学、话语研究、二语习得、大模型语言学研究方法。邮箱: xujiajin@bfsu.edu.cn。

通讯地址: 100089 北京市海淀区西三环北路19号北京外国语大学德语学院;北京外国语大学中国外语与教育研究中心

文字编校: 巴禹心

Recent trends in speech act studies driven by digital intelligence: from corpus retrieval to large language model fine-tuning

by ZHOU Guying & XU Jiajin

Abstract: Speech acts constitute one of the fundamental units of human communication, and investigations based on authentic language data are indispensable for uncovering their underlying mechanisms. However, canonical corpus-based approaches based on formal search suffer from notable limitations due to the non-correspondence between pragmatic functions and linguistic forms. With the advancement of natural language processing, digital intelligence techniques have opened up new avenues for addressing the long-standing problem of the form-function mismatch in speech acts. This paper reviews the major developments in speech act research within both corpus linguistics and natural language processing, and highlights the synergetic potential between the two. Moreover, large language model technologies are expected to serve as one of the mainstream empirical methodologies in future pragmatics research.

Key words: speech acts; form-function mismatch; corpus; machine learning/deep learning; large language models

(上接第49页)

Translation Pedagogy in the Postproduction Era

by YUAN Xiaoyi & XIE Fei

Abstract: With the widespread application of Artificial Intelligence, text generation is no longer the central difficulty of translation practice. Drawing on Nicolas Bourriaud's theory of "postproduction," this paper argues that translation is shifting from a production-oriented structure to a curatorial one centered on selection, adjustment, and recomposition. The translator's role thus evolves from producer to evaluator and organizer, while translational competence moves from the ability to generate equivalent texts to the capacity to analyze linguistic resources and make informed decisions. Based on this structural transformation, the paper further explores the reconstruction of translation pedagogy, including a shift in objectives, methods, and assessment from output-centered training to operational competence. In the era of postproduction, translation education must cultivate learners' understanding of translational possibilities and their capacity for responsible choice.

Key words: artificial intelligence; postproduction; translation pedagogy; translation competence