arXiv:2602.03640v1 [cs.IR] 3 Feb 2026

# 面向信息检索的信息推理与面向推理的信息检索教程

Mohanna Hoveyda[1], Panagiotis Eustratiadis[2],
Arjen P. de Vries[1], 和 Maarten de Rijke[2]

[1] Radboud大学[2] 阿姆斯特丹大学
mohanna.hoveyda@ru.nl, p.efstratiadis@uva.nl,
arjen.devries@ru.nl, m.derijke@uva.nl

**摘要**。 信息检索长期以来一直专注于根据语义相关性对文档进行排序。然而，许多现实世界中的信息需求远不止于此：还要求遵循逻辑约束、进行多步推理，并综合多条证据。从根本上说，满足这些要求是一个推理问题。在人工智能领域，研究人员正针对推理问题开发各种解决方案，涵盖推理时策略和大语言模型的后训练、神经符号系统、贝叶斯与概率框架、几何表示以及基于能量的模型。这些工作针对的是同一个问题：超越模式匹配系统，迈向结构化且可验证的推理。然而，这些研究分散在不同学科中，使信息检索研究人员难以识别最相关的理念与机遇。为帮助人们了解推理研究这一碎片化领域，本教程首先阐明信息检索语境下推理的工作定义，并据此推导出一个统一的分析框架。该框架沿着反映定义核心组成部分的多个维度，对现有方法进行梳理。通过全面概述近期方法，并将当前方法映射到所定义的维度上，我们揭示其权衡与互补之处，指出信息检索可以从跨学科进展中受益的方向，并展示检索过程本身如何在更广泛的推理系统中发挥核心作用。本教程将为参与者提供概念框架和实用指导，帮助他们增强具备推理能力的信息检索系统，同时阐明信息检索既能受益于推理方法的广泛发展，也能为其作出贡献。

## 1 动机

虽然密集模型和生成模型在查询与文档之间进行语义匹配方面表现出色，但现实世界的信息需求往往需要推理：尽管取得了进展，神经检索器仍难以执行否定 [32, 43], 排除 [51],集合组合 [27], 以及跨各种来源综合（相互冲突的）证据 [12]。近期的信息检索基准测试包含了一些查询，清晰地暴露出当前检索系统在实证方面的弱点 [6, 21, 37]。

与此同时，理论研究结果表明，基于嵌入的检索方法尽管在实证上取得了成功，却受到内在的表征能力限制，而单纯扩大模型规模和/或数据规模可能无法缓解这些限制 [42]。大语言模型（LLM）虽然常被视为通用推理系统，并被用于通过生成式推理来克服这些限制的替代方案，但在落地和推理控制方面仍表现出持续的弱点，其输出往往缺乏证据支持 [20]。综合来看，这些结果表明，信息检索正触及模式匹配系统的极限。在人工智能的各个子领域，构建能够进行 推理 的模型再次引起了广泛关注。

推理时策略旨在通过思维链和迭代优化，促使大语言模型进行结构化“思考” [25, 41, 48]。强化学习（RL）已被探索为一种在大语言模型中引导和调节推理的机制，具体做法包括针对中间推导定义奖励信号，使模型轨迹与人类或自动化偏好保持一致，并将语言生成与结构化搜索和规划过程相结合 [19, 30]。神经符号方法将统计泛化与形式推理相结合 [29]。概率框架和贝叶斯框架将推理视为不确定性下的推断 [31]。另一些研究则聚焦于替代表示空间，利用非欧几里得嵌入捕捉层次结构 [5]，或利用组合式表示来建模查询中的布尔运算 [26]。最后，基于能量的表述将推理解释为潜在空间中的迭代优化 [10]。这些方向各有优势，但相关方法仍分散于不同学科领域。它们揭示了推理问题的不同侧面，因此有必要从更宏观的视角将它们联系起来，理解表示、推理机制与学习信号如何相互作用。

信息检索既受益于这一势头，也为其发展作出了贡献。它提供了一个天然的试验场，要求推理模型在大规模条件下运行，将其推理步骤建立在外部证据之上，并接受严格评估。本教程旨在将推理方法整合为适用于信息检索的连贯框架，并展示信息检索如何不仅作为受益者，还能成为日益稳健的推理架构的有效基础。

## 2 学习目标

本教程旨在提供关于信息检索推理的概念性概览和实践指导。具体而言，参与者将能够：

1. 识别复杂信息检索任务的要求，包括否定、排除、集合组合、时间约束和多跳证据综合，并概述适用的基准。2. 了解推理的主要方法类别：(i)基于大语言模型的方法（包括推理时策略和强化学习方法），(ii) 神经符号整合，(iii) 概率框架，(iv)替代表示空间和优化方法。3. 从三个维度比较各种方法：(i) 表示充分性，(ii) 推理与学习机制，以及 (iii)信息检索的计算可行性。

因此，他们能够根据对信息检索系统的要求，分析不同方法之间的权衡。

4. 应用本教程介绍的概念框架，为信息检索提出新颖的解决方案，并识别信息检索能够促进更通用推理架构发展的机会。

## 3 范围

所涵盖的领域十分广泛，涉及信息检索与人工智能中的许多子学科。由于所涵盖的主题广泛且技术多样，本教程并不旨在详尽覆盖每一种推理方法及其在信息检索中的应用或潜力，而是为参与者提供对挑战与研究可能性的总体认识。幻灯片和参考资料将与参与者共享，以帮助他们继续探索该领域。

## 4 相关性

近期的信息检索基准测试揭示了当前模型在处理复杂用户查询方面的明显弱点。与此同时，基于大语言模型和神经符号的推理进展以及其他替代推理方法仍分散在各个领域，限制了它们在信息检索中的实际应用。本教程将这些进展统一在一个连贯的分析框架内，阐明推理如何在信息检索中被定义、建模和评估，并帮助研究人员识别可迁移的方法并理解其权衡。

## 5 教程形式

课程主要采用讲授形式，分为四个主要部分（详见下文大纲），并会在每个部分结束后安排互动投票和简短问答环节，以促进参与。

## 6 详细大纲

我们将开设一场半天（3 小时）的教程，并配合会议安排的两次休息。教程将分为四个主要部分：

### 6.1 引言（15 分钟）

推理为何是信息检索的核心；概述教程的目标、结构及其与信息检索社区的相关性。

### 6.2 推理：信息检索中的定义及其挑战（30分钟）

（1）信息检索中推理的定义。（2）实证与理论挑战：（a）任务与数据集：NevIR [12, 32, 43]；ExcluIR [51]；QUEST [27]；BRIGHT [37]；BrowseComp-Plus [6]；复杂检索任务 [21]。（b）当前系统的局限：基于嵌入的检索的理论局限 [42]；否定分类体系 [32]；大语言模型幻觉 [20]。

### 6.3 方法论类别（90分钟）

（1）大语言模型推理时策略与推理优化：在大语言模型解码／测试时引出或改进推理的方法，包括思维链提示 [41], 用于多步问题的 IRCoT [38], 用于迭代自反馈与修订的 Self-Refine [25], 测试时适应／主动微调 [18], 以及无需显式提示的隐式思维链 [40]。补充研究结果将这些行为与大语言模型在预训练期间获得的程序性知识联系起来 [35]。

(2) 大语言模型 + 强化学习：强化学习（RL）日益受到关注，被视为激励和提升大语言模型推理能力的一种方式。在基于人类反馈训练的指令遵循模型 [30], 基础上，DeepSeek-R 等近期系统*DeepSeek-R1* [2] 和*Search-R1* [19]采用结构化奖励，并与搜索或规划环境交互，以促进逐步推理。与此同时，一些互补分析对这种强化学习微调能否真正提升预训练模型之外的推理能力提出质疑 [50], , 并探讨基于语言的策略优化的局限性 [34]。

(3) 神经符号方法： 早期尝试将信息检索建立在非经典逻辑[39] 之上，为其提供了严谨的理论基础，但面临可扩展性和实际应用方面的局限。近期推理研究探索将符号求解器、定理证明器和逻辑引擎与神经组件结合，以提高推理密集型任务中推理的可靠性 [29]。LINC 将大语言模型用作语义解析器，将自然语言转换为一阶逻辑，再将演绎推理交由外部定理证明器处理 [29]。其他方法则通过提示大语言模型生成可执行或可查询的形式化表示（例如代码、概率逻辑） [28],, 以应对不确定性下的推理；或者按需合成针对特定任务的概率公式，以支持开放世界认知中的贝叶斯推理 [44, 45]。

(4) 概率与贝叶斯框架：这一研究方向通过显式建模不确定性并整合贝叶斯推理，以实现概率推理系统 [13, 17, 33, 49]。

(5) 替代表示空间与优化方法： 多项工作增强了面向查询与文档的表示空间，以支持显式的集合/逻辑运算和层次结构，包括：盒嵌入 [7], 、Set-Compositional [22], , 以及双曲表示空间 [5,9, 46, 47]。作为补充，一些替代方法通过基于能量的优化，将推理建模为潜在空间中的迭代推理 [10, 14]。

### 6.4 衔接当前方法与未来方向（45分钟）

我们首先介绍我们的比较框架，然后依据该框架的各个维度对所讨论的方法进行映射；

(1) 表示充分性；表示空间在多大程度上编码了各种方法中关于谓词的逻辑结构、层次结构和不确定性，

(2) 推理验证与学习机制；推理和更新如何应用于表示空间，(3) 面向信息检索的计算可行性；每种推理框架在多大程度上可应用于大规模真实世界的信息检索场景。

我们以一份路线图作结，概述信息检索中推理的开放问题与研究方向，以及如何在更广泛的推理模型中利用信息检索。

## 7 目标受众

本教程面向信息检索社区内外的广泛受众，重点关注三类群体：（i）职业生涯早期的信息检索研究人员和博士生，他们希望应对复杂的信息需求（例如否定、集合组合和多跳推理），并寻求概念框架以指引新的研究方向。（ii）应用研究人员与从业者，他们从事搜索、推荐或对话系统工作，希望在当前语义匹配方法失效的边缘情况下提升产品的稳健性。（iii）相关领域的研究人员（例如自然语言处理、机器学习、知识表示），他们关注如何将多样的推理方法应用于信息检索，以及反过来信息检索如何服务于通用推理模型。我们假定读者熟悉现代信息检索模型，但不要求事先具备形式逻辑或专门的表示/优化方法方面的专业知识，从而使教程对新手易于理解，同时对专家仍具技术吸引力。

## 8 教程历史与相关活动

本教程为全新内容，专为 ECIR 2026 准备。信息检索、自然语言处理和人工智能领域不同会议中以推理为主题的相关往届活动包括：
(1) EMNLP'20：机器推理：技术、困境与未来 [11](2) ECIR'23：信息检索的神经符号方法 [8](3) ACL'23：自然语言中的复杂推理 [52](4) AAAI'23：神经符号推理与学习进展 [36](5) KDD'23：知识图谱推理及其应用 [24]

除上述教程外，关于大语言模型中的推理、强化学习、基于优化的形式化方法、几何表示以及基于逻辑的信息检索的若干现有综述，也将为本教程内容提供参考 [1, 3, 4, 15, 16, 23]。与以往教程不同，我们将推理限定在信息检索的语境中，并将近期的方法学进展整合到一个统一的分析框架中，该框架联系了表示、推断与学习以及计算可行性方面的发展，为分析、比较和构建具备推理能力的信息访问系统提供了清晰的结构。

## 9 位演讲者

**Mohanna Hoveyda（拉德堡德大学，主要联系人）**是对话式人工智能与信息检索领域的博士生。她通过强化学习开发用于编排多智能体、大语言模型驱动的工作流的框架，并为复杂的信息需求开发神经符号框架和概率框架。Mohanna

她此前曾教授自然语言处理机器学习、人工智能和信息检索课程。

**Panagiotis Eustratiadis（阿姆斯特丹大学）**是一名博士后研究员，专长于人工智能安全。他的研究重点是对抗鲁棒性、贝叶斯不确定性估计和信息检索。Panagiotis 曾在本科和硕士阶段教授机器学习与信息检索的各类主题，也曾在博士阶段教授人工智能安全相关主题。

**Arjen P. de Vries（拉德堡德大学）**是信息检索领域的教授。他的研究旨在帮助理解用户与系统如何协作以改善信息获取，并聚焦于结构化和非结构化信息表示相结合的相关问题。Arjen 曾面向各个层次的学生，教授信息检索和数据科学领域的广泛主题。他曾在 ECIR、SIGIR 和 ESSIR 上联合举办多场教程。

**Maarten de Rijke（阿姆斯特丹大学）**是阿姆斯特丹大学人工智能与信息检索领域的杰出大学教授。Maarten 曾在阿姆斯特丹大学为本科、硕士和博士阶段的学生讲授众多课程，也曾在本领域所有主要会议和暑期学校上围绕信息检索的各种主题举办多场教程，并联合组织了多届信息检索与人工智能暑期学校，最近一次是 2025年ICAI暑期学校。

## 10 材料

专门的网站将提供幻灯片、参考资料，以及相关资料库和实验环境的链接，帮助参加本教程的人员进一步探索这一领域。请参阅 https://reasoning-for-ir.github.io。

**致谢**。 本研究获得荷兰研究委员会（NWO）的（部分）资助，项目编号为 024.004.022、NWA.1389.20.- 183 和 KICH3.LTP.20.006；同时也获得欧盟资助，资助协议编号为 101070212（FINDHR）和 101201510（UNITE）。文中所有内容均代表作者观点，不一定为其各自雇主和/或资助方认同或认可。

**利益冲突声明**。 作者声明，与本文内容相关的利益不存在任何需要披露的竞争性利益。

## 参考文献

[1] Abdulahhad, K., Berrut,C., Chevallet, J.,Pasi, G.: 基于形式逻辑的信息检索建模：一项综述。ACM Comput. Surv. (2019) [2] AI, D.: DeepSeek-R1 通过强化学习激励大语言模型进行推理。Nature (2025) [3] Carbone, D.: 基于能量的模型与其他生成模型、采样和统计物理学之间关系的指南：一篇综合综述。《机器学习研究汇刊》(2025) [4] Casper, S., Davies, X., Shi, C., et al.: 基于人类反馈的强化学习中的未解决问题与根本局限。《机器学习研究汇刊》(2023) [5] Chen, W., Han, X., Lin, Y., et al.: 双曲预训练语言模型。IEEE ACM Trans. Audio Speech Lang. Process. (2024)

[6] Chen, Z., Ma, X., Zhuang, S., et al.: Browsecomp-plus：一个更公平、透明的深度研究智能体评测基准（2025 2508 06600），[7] CoRR: abs/。Chheda, T., Goyal, P., Tran, T., et al.: 盒嵌入：一个使用几何结构进行表征学习的开源库。收录于：EMNLP (2021) [8] Dietz, L., Bast, H., Chatterjee, S., et al.: ECIR 23 教程：信息检索的神经符号方法。收录于：ECIR (2023) [9] Dong, T., Jamnik, M., Liò, P.: 通过构建可解释模型实现可靠的神经推理。AAAI (2025) [10] Du, Y., Mao, J., Tenenbaum, J.B.: 通过能量扩散学习迭代推理。收录于：ICML (2024) [11] Duan, N., Tang, D., Zhou, M.: 机器推理：技术、困境与未来。收录于：EMNLP (2020) [12] van den Elsen, C., Barkhof, F., Nijdam, T., et al.: 复现 NevIR：神经信息检索中的否定。收录于：SIGIR 2025 (2025) [13] Feng, Y., Zhou, B., Lin, W., Roth, D.: BIRD：面向大语言模型的可信贝叶斯推理框架。收录于：ICLR (2025) [14] Gladstone, A., Nanduru, G., Islam, M.M., et al.: 基于能量的变换器是可扩展的学习者与思考者（2025 2507 02092），CoRR: abs/。[15] Hase, P., Hofweber, T., Zhou, X., Stengel-Eskin, E., Bansal, M.: 模型编辑的根本问题：大语言模型中的理性信念修正应如何运作？《机器学习研究汇刊》(2024) [16] He, N., Madhu, H., Bui, N., et al.: 面向基础模型的双曲深度学习：一项综述。收录于：ACM SIGKDD (2025) [17] Hoffman, M.D., Phan, D., Dohan, D., Sothers: 通过潜变量推理训练思维链。收录于：NeurIPS (2023) [18] Hübotter, J., Bongni, S., Hakimi, I., Krause, A.: 在测试时高效学习：大语言模型的主动微调。收录于：《自适应基础模型：面向个性化与高效学习的演进式人工智能》(2024) [19] Jin, B., Zeng, H., Yue, Z., et al.: Search-R1：通过强化学习训练大语言模型进行推理并利用搜索引擎。收录于：COLM (2025) [20] Kalai, A.T., Nachum, O., Vempala, S.S., et al.: 为什么语言模型会产生幻觉（2025 2509 04664），CoRR: abs/。Killingback, J., Zamani, H.: 在复杂检索任务上对信息检索模型进行基准测试（2025 2509 07253），CoRR: abs/。Krasakis, A.M., Yates, A., Kanoulas, E.: 构建用于第一阶段排序的集合组合与否定表征（2025 2501 07679），CoRR: abs/。Li, J., Fu, Y., Fan, L., et al.: 大语言模型中的隐式推理：一项综合综述（2025 2509 02350），CoRR: abs/。Liu, L., Tong, H.: 知识图谱推理及其应用。收录于：ACM SIGKDD (2023) [25] Madaan, A., Tandon, N., Gupta, P., et al.: Self-Refine：结合自反馈的迭代优化。收录于：NeurIPS (2023) [26] Mai, Q., Gauch, S., Adams, D.: Setbert：提升布尔逻辑与集合运算查询的检索性能。收录于：NLPIR (2024) [27] Malaviya, C., Shaw, P., Chang, M.W., et al.: QUEST：一个包含隐式集合运算实体检索查询的检索数据集。收录于：ACL (2023) [28] Nafar, A., Venable, K.B., Kordjamshidi, P.: 使用生成式大语言模型对不确定文本进行推理。收录于：AAAI (2025) [29] Olausson, T., Gu, A., Lipkin, B., et al.: LINC：一种结合语言模型与一阶逻辑证明器进行逻辑推理的神经符号方法。收录于：EMNLP (2023)

[30] Ouyang, L., Wu, J., Jiang, X., 等：通过人类反馈训练遵循指令的语言模型。NeurIPS（2022）[31] Paruchuri, A., Garrison, J., Liao, S., 等：胜算有多大？语言模型具备概率推理能力。载于：EMNLP（2024）[32] Petcu, R., Bhargav, S., de Rijke, M., 等：自然语言处理和神经检索器的否定全面分类体系。载于：EMNLP（2025）[33] Qiu, L., Sha, F., Allen, K.R., 等：贝叶斯教学使大语言模型能够进行概率推理（ 2025 2503 17523 ），CoRR：abs/。[34] Ramamurthy, R., Ammanabrolu, P., Brantley, K., 等：强化学习是否适用于自然语言处理：基准、基线与自然语言策略优化的基础模块。载于：ICLR（2023）[35] Ruis, L., Mozes, M., Bae, J., 等：预训练中的程序性知识推动大语言模型的推理能力。载于：ICLR（2025）[36] Shakarian, P., Simari, G.I., Baral, C., 等：神经符号推理与学习进展：2023 年 AAAI 教程。载于：AAAI（2023）[37] Su, H., Yen, H., Xia, M., 等：BRIGHT：面向推理密集型检索的真实且具有挑战性的基准。载于：ICLR（2025）[38] Trivedi, H., Balasubramanian, N., Khot, T., 等：将检索与思维链推理交错结合，以应对知识密集型多步问题。载于：ACL（2023）[39] Van Rijsbergen, C.J.：信息检索的新理论框架。SIGIR Forum（1986）[40] Wang, X., Zhou, D.：无需提示的思维链推理。载于：NeurIPS（2024）[41] Wei, J., Wang, X., Schuurmans, D., 等：思维链提示激发大语言模型的推理能力。载于：NeurIPS（2022）[42] Weller, O., Boratko, M., Naim, I., Lee, J.：基于嵌入的检索在理论上的局限性（ 2025 2508 21038 ），CoRR：abs/。[43] Weller, O., Lawrie, D.J., Durme, B.V.：NevIR：神经信息检索中的否定。载于：EACL（2024）[44] Wong, L., Collins, K.M., Ying, L., 等：将开放世界认知建模为按需合成概率模型（ 2025 2507 12547 ），CoRR：abs/。Wong, L., Grand, G., Lew, A.K., 等：从词模型到世界模型：从自然语言转换为概率思维语言（2023），CoRR：abs/ 2306 12672 。[45] Yang, M., Feng, A., Xiong, B., Liu, J., King, I., Ying, R.：通过双曲几何增强大语言模型的复杂推理能力。载于：ICML 2024 大语言模型与认知研讨会（2024）[46] Yang, M., Feng, A., Xiong, B., Liu, J., King, I., Ying, R.：大语言模型的双曲微调（ 2024 2410 04010 ），CoRR：abs/。[47] Yao, S., Yu, D., Zhao, J., 等：思维树：利用大语言模型进行审慎的问题求解。载于：NeurIPS（2023）[48] Yin, Z., Sun, Q., Guo, Q., 等：动态推理：通过不确定性感知自适应引导增强大语言模型的推理能力。载于：ACL（2024）[49] Yue, Y., Chen, Z., Lu, R., 等：强化学习真的能在基础模型之上激发大语言模型的推理能力吗？载于：ICML 2025 数学人工智能研讨会（2025）[50] Zhang, W., Zhang, M., Wu, S., 等：ExcluIR：排除式神经信息检索。载于：AAAI（2025）[51] Zhao, W., Geva, M., Lin, B.Y., 等：自然语言中的复杂推理。载于：ACL（2023）[52]