

DeepSeek 模型综述

Fnu Neha
肯特州立大学计算机科学系
Kent, OH, USA neha @
kent. edu

Deepshikha Bhati
肯特州立大学计算机科学系
Kent, OH, USA dbhati
@ kent. edu

Abstract —先进的人工智能 (AI) 依赖于能够进行类人推理的系统，而传统的大型语言模型 (LLMs) 在这方面存在局限性，它们在多步逻辑、抽象概念化和隐含关系推断方面表现不佳。DeepSeek AI 通过高效计算架构解决了这些挑战，包括 DeepSeek 混合专家框架 (Mixture-of-Experts, MoE)，该框架在保持性能的同时降低了推理成本。DeepSeek v3 是一种针对指令跟随和推理优化的一般用途 LLM，还包括 DeepSeek Coder (代码生成和软件工程)、DeepSeek Math (符号和定量推理)、DeepSeek R1-Zero (纯强化学习，无样本微调) 以及 DeepSeek R1，后者专为跨域问题解决设计，只需最少的微调即可。通过开源硬件无关的实现，DeepSeek 扩大了高性能 AI 的可访问性。本文概述了 DeepSeek 的架构进步，并将其功能和局限性与当前最先进的 LLM 进行比较。此外，还探讨了其对 AI 研究的影响，并详细讨论了未来工作的潜在方向。

关键词 - 人工智能，类似人类的推理，

大型语言模型, DeepSeek, DeepSeek 混合专家 (MoE), DeepSeek V3, DeepSeek R1, DeepSeek R1 - Zero

I. INTRODUCTION

推理能力，作为人类认知的核心，对于解决问题和做出决策至关重要，并且在人工智能 (AI)，尤其是大型语言模型 (LLMs) 如 OpenAI 的 GPT-4.0、Claude 3.5、Llama 3.1、Qwen 2.5 和 Gemini 2.0 [1]–[5] 的发展中起着核心作用。这些模型通过在大规模数据集中识别统计模式来逼近推理过程，从而推进自然语言处理 (NLP)、代码生成和决策支持的发展，并依赖于带有标注数据的监督微调 (SFT)。这一过程计算成本高昂，限制了其更广泛的应用。此外，尽管在一般情境下有效，但在专门任务中，这些模型的表现存在不一致性。多模态模型在空间推理和现实世界物理方面存在问题，而 AI 辅助的代码生成往往产生语法正确但功能有缺陷的代码，需要人工监督。DeepSeek AI 成立于 2023 年，作为一项研究倡议。

为了克服现有局限并推进通用人工智能 (AGI)，我们优先发展专门模型以提高效率、适应性和领域专业知识 [6]。2024 年，DeepSeek 引入了 DeepSeek Mixture-of-

专家 (MoE)，一种以效率为中心的架构，它 -



图 1：大型语言模型

izes 稀疏激活以减少计算开销 [7]。随后，DeepSeek Coder 作为一系列代码特定模型推出，参数范围从 1B 到 33B，旨在简化软件开发工作流程 [8]。DeepSeek Math 包含 120B 数学相关标记，用于处理高级数学和符号推理任务 [9]。DeepSeek 还推出了 V2 [10] 和 V3 [11] 系列。V2 实现了多头潜在注意 (MLA) 以及包含总计 236 B 参数 (21B 活跃) 的 MoE 系统。V3 是一个开源模型，通过优化计算效率，总参数为 671B，每次查询仅激活 37B。它在减少资源需求和最小监督数据的情况下表现出色，在复杂推理任务中表现优异。

在 2025 年，DeepSeek 发布了 R1 Zero，引入了自我验证、反思以及扩展的思维链 (CoTs)，这是对研究界的一项重要进步。DeepSeek 还推出了 R1，专门用于数学、编程和逻辑问题解决，以增强自主决策能力和在研究及企业应用中的精确性 [12]。

DeepSeek 开源了一套精简模型，优化用于资源受限环境 (如边缘计算平台或低内存系统) 的部署。这些模型保持了可扩展性和成本效益，进一步扩大了 DeepSeek 的应用范围，使其先进的 AI 技术能够适用于多种不同的应用场景。

这篇论文提供了 DeepSeek 模型的概述，强调了其架构发展和应用，并将其与现有模型进行比较，概述了关键特点。

和局限性。它还讨论了它们的进步对各个领域 AI 未来的潜在影响。
论文结构如下：第2节涵盖了相关工作，第3节讨论了DeepSeek模型及其变体，第4节提供了讨论，第5节总结并提出了未来方向。

II. 相关工作

近期人工智能的发展推动了专门针对推理、数学问题求解和代码生成的模型的出现，这些模型补充了一般用途的大规模语言模型（LLMs），后者在文本任务方面表现优异，但在数学精确性和结构化问题求解方面存在不足。为了弥合这些差距，AI研究越来越关注增强下一代模型的推理能力和计算效率。

A. OpenAI GPT

OpenAI的GPT-4于2023年3月发布，是一款处理文本和图像的多模态模型[1]。该模型基于变压器架构，在数学推理和语言理解等任务上超过了GPT 3[13, 14]。据估计，其参数量达到1.8万亿，远超GPT 3的1750亿。最初支持上下文窗口为8192个令牌（GPT-4-8K）和32768个令牌（GPT-4-32K）。2023年下半年，GPT-4 Turbo的推出将这一容量扩展至128K个令牌。虽然GPT-4在图像描述和问题解决等任务上表现出色，但模型生成的信息可能会听起来合理但实际上却是错误的或虚构的（幻觉），特别是在医学、法律或技术等领域中。

B. 克劳德 3.5

Claude 3.5，在2024年发布，是Anthropic语言模型家族的最新进展[2]。它在前一代版本的基础上，强调了安全、对齐和性能，改进了推理能力、语言理解能力和处理复杂任务（如文本和代码生成）的能力。该模型拥有约250亿个参数，相比早期模型在准确性和伦理对齐方面表现更优。它支持最多20万个标记的扩展上下文，能够更好地处理大量输入。通过增强学习（基于人类反馈的强化学习，RLHF）和宪法AI技术的提升，它减少了不 desirable 的响应、偏见，并更好地与人类意图保持一致。Claude 3.5 在编码和科学推理等专业领域表现出色，具有更高的透明度和伦理保障。然而，在接近上下文限制的复杂或模棱两可的输入中，其性能可能会有所下降。

C. LLaMA 3.1

LLaMA 3.1，在2024年发布，是Meta的LLaMA（大型语言模型Meta AI）家族的最新版本，紧随其后的分别是LLaMA 1（2022年）和LLaMA 2（2023年）[3]。LLaMA 1 包含多达650亿个参数，而LLaMA 2则扩展到700亿个参数，并引入了较小的变体（7B和13B），以增强泛化能力和多语言能力。LLaMA 3.1在此基础上进一步发展，

进一步采用405B参数和128K token上下文窗口，并通过分组查询注意力机制提高效率。LLaMA 3.1 在编程、逻辑问题解决以及低资源语言任务方面表现出色。与如GPT-4等封闭模型不同，LLaMA 3.1 保持开放权重并免费可供研究和商业使用，但仅限于文本输入。安全措施，如自动化红队测试（一种模拟攻击或从对手角度测试系统的实践）和过滤训练数据，有助于最大限度地减少不 desirable 输出。

D. Qwen 2.5

Qwen2，在2024年6月发布，是Qwen系列的最新版本，紧随其后的是Qwen1.5（2024年2月发布）和原始的Qwen（2023年8月发布）[4]。Qwen1.5包含至多720亿个参数的模型，强调效率和开源可访问性，而Qwen2则扩展至1100亿个参数，并在推理能力、多语言支持和编程能力方面有所改进。

Qwen2 利用一个 128K 令牌上下文窗口，并通过 YaRN（上下文扩展微调）等创新技术增强，以实现稳定的长上下文处理。在数学推理、代码生成和低资源语言理解等任务中表现优于其前代产品。对齐技术包括 RLHF、直接偏好优化（DPO）以及精心筛选的安全数据集，以减少不理想的响应。

E. 双子座 2.0

Gemini 2.0 是谷歌最新的多模态大语言模型（LLM），基于 1.0 和 1.5 版本，提供了跨文本、图像、音频和视频的更强大的生成式 AI 能力 [5]。Gemini 2.0 Flash 初始作为实验性变体推出，相比其前代产品 Gemini 1.5 Flash，在速度和效率上取得了显著提升，同时保持了高质量。它支持代理型 AI 和原生工具使用，使模型能够调用外部功能（如 Google 搜索和地图）并集成流式数据以扩展实时应用。通过在诸如数学、代码生成和多语言音频输出等任务中实现更好的性能，并结合增强的能量效率，Gemini 2.0 的目标是为开发者和最终用户提供全面且成本效益高的 AI 解决方案。

III. Deepseek 及其变体

DeepSeek 模型建立在基于变压器的档案结构上，优化了 分组查询注意（GQA）和 闪光注意 2 [6]。GQA 通过将查询分组以共享关键值头部来平衡效率和质量。FlashAttention 2 是一种计算感知算法，通过切片和重计算优化 GPU 内存使用。这些改进减少了内存开销并提高了推理速度。核心注意力机制遵循以下公式：

(1)

$$QK^T$$
$$QK^T V^T$$

其中(查询)Q, (键)K和(值)V是投影
d Attention softmax
来自输入嵌入，并且是缩放因子。

DeepSeek 中的位置编码通过 职位嵌入 (RoPE), which h embeds相对位置信息通过旋转变换嵌入到查询和键中。这使得处理极其长的标记序列 (最多可达20万个标记) 成为可能, 克服了传统变压器在处理长期上下文任务时的限制。

A. DeepSeek 7B

DeepSeek 7B, 一个参数量为7B的模型, 设计用于处理诸如推理、编程和文本生成等通用任务。该模型采用预归一化 (pre-norm)、解码器仅 (decoder-only) Transformer架构, 并在其前向传播层中使用RMSNorm归一化和SwiGLU激活函数。模型包含相对位置编码 (RoPE) 和全局查询调整 (GQA), 共有30层Transformer、32个注意力头以及4096的隐藏维度, 上下文窗口长度范围从4K到32K个标记, 可通过RoPE进行调整。DeepSeek Chat, 一个参数量更大的变体, 拥有67B参数, 包括95层Transformer、64个注意力头以及8192的隐藏维度。

B. DeepSeek MoE - 16B

DeepSeek MoE-16B, 一个包含16亿参数的MoE模型, 通过动态路由由输入通过16个专家网络中的2个, 激活每token仅2.6亿参数[7]。这种稀疏激活相比相似规模的密集模型降低了70%的推理成本, 并保持了稳健的表现。它基于涵盖代码、数学和通用文本的多样化数据集进行预训练, 重点关注高质量数据和专家专业化, 以支持如代码生成和数学推理等任务。表I展示了其他基于DeepSeek的专门变体。

Table I: Specialized DeepSeek Model Variants

模型	Feature	Description
DeepSeek 编码器 [8]	1.3B - 33B	以代码为中心的家庭的一部分, 操作 - 。针对存储库级代码进行了计时完成和理解, Fea - 将扩展上下文窗口设置为处理复杂的编码任务。
DeepSeek 数学 [9]	预培训 with DeepSeek - 编码器 - 基础 v1.5 7B 与 120B 数学相关令牌	专为高级设计数学解题, 处理竞争级别通过领域挑战 - 具体培训

C. DeepSeek V2

DeepSeek V2 系列包括具有总计 2360 亿参数和 210 亿活跃参数、共 60 层且上下文长度为 128K 的 DeepSeek V2, 以及 DeepSeek V2 Lite——还包含两个聊天机器人 [10]。从架构上讲, 该系列集成了 MLA (低秩逼近) 和 MoE (混合精度专家) 框架, 以减少内存使用同时保持深度上下文理解。该系列模型基于 8.1 万亿个标记进行预训练, 并通过 YaRN 扩展了从 4K 到 128K 的上下文长度。然后进行了 SFT (样本精细调优), 分别使用 12 0 万实例进行友好性调优和 30 万实例进行安全性调优, 最终形成了未发布的 DeepSeek V2 Chat (SFT)。该模型进一步通过两阶段的强化学习过程进行了优化: 第一阶段专注于数学和编程,

基于编译器反馈和真实标签的奖励模型; 第二阶段旨在评估帮助性、安全性和规则合规性, 利用了三个从人类偏好和手动编程中开发的奖励模型。

D. DeepSeek V3

DeepSeek V3 在大型语言模型 (LLM) 中代表了一个重要的升级。它基于一个包含14.8万亿个令牌的多语言语料库进行预训练, 并采用了一个由6710亿个参数组成的稀疏MoE架构, 每个任务激活370亿个参数 [11]。这种设计通过动态分配资源以满足特定任务的需求来提高计算效率, 从而降低运营成本。

该模型包括一个路由系统, 其中包含1个共享专家和256个路由专家, 具备动态偏差调整功能以确保专家利用的均衡性, 从而提高可扩展性和可靠性。此外, 多令牌预测 (MTP) 增强了模型在复杂语言和推理任务中的能力。尽管架构先进, DeepSeek V3仍面临若干局限性:

计算和硬件需求:

1) 671B 参数需要高端硬件, 限制了资源受限的用户的可访问性。

路由和负载均衡的复杂性:

2) 该模型的动态路由可能存在误导向或过度优先级排序的问题, 从而可能降低输出质量。针对多样任务调整动态偏差仍具有挑战性。

潜在注意力压缩风险:

3) MLA 在关注模式中丢失细节, 削弱了跟踪长上下文序列中细微依赖关系的能力。

Next, DeepSeek R1 - Zero and DeepSeek R1 是 DeepSeek V3 架构的高级变体, 旨在解决其局限性 [12]

E. DeepSeek R1 - Zero

DeepSeek R1 - Zero 在没有 SFT 的情况下通过 RL 进行训练, 使用 组相对策略优化 (GRPO), 这通过将动作与一组采样的同行进行比较来简化训练过程[9]。GRPO 通过计算优势来消除单独批评模型的需要。

q G

基于组的评分。对于每个问题, GRPO 样本

, o

输出 {o, ..., o} π

从目前的政策 . The

12 „G θ

old

政策的优化遵循以下目标:

G

X π (o / q)

J (θ) = min θ i A,

GRPO E

π A 每个输出的优势是: i

r - (, ..., r)

π (o / q) mean {r}

θ i , 1 1 + A A = B D ∈ π

r clip - ε - i / (√ r)

表示每个输出的奖励...表示效果 -

i KL ref 1 G

基于政策绩效的行动有效性。

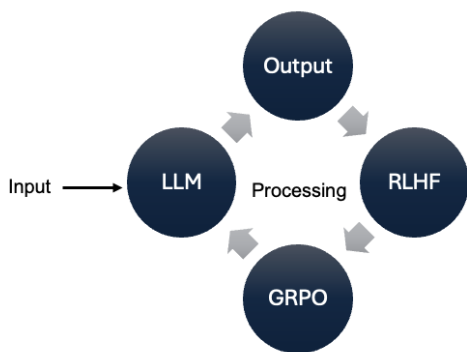


图 2: DeepSeek R1 - Zero 训练方法

D

KL 分歧刑罚 确保策略更新

KL

π

与参考模型保持紧密对齐，并定义

ref

奖励通过基于规则的信号引导优化过程，以提高训练效率并防止作弊。

准确性奖励 确保通过确定性检查（such as 验证数学解决方案符合要求的格式或代码通过指定的测试）来响应正确的答案。

格式奖励 施加结构化的推理要求，即推理和答案必须使用<think>和<answer>标签进行格式化。超参数如裁剪范围（clipping range）等也需要遵循这一格式。

ϵ

并且惩罚系数调节政策更新的稳定性和一致性，维持一个平衡的学习过程。图2展示了DeepSeek R1-Zero模型的训练过程。

显示从输入到输出的流程。初始阶段，输入通过LLM进行处理，随后经过进一步提炼并通过RLHF进行调整，最终生成最终输出。这一循环确保模型不断改进，在复杂任务和运营效率方面表现出色。

DeepSeek R1-Zero 促进了一系列新兴行为，如迭代自我反思和扩展的推理链，从而在复杂任务中提高准确性。然而，挑战包括较差的可读性和语言混用。此外，基于群体的优势估计可能会遭受高方差的影响。

N

当对等组很小或缺乏多样性时，这可能会导致策略更新不稳定。

F. DeepSeek R1

DeepSeek R1 依次生成tokens，并通过生成解释其推理过程的思考tokens来额外投入时间解决复杂问题，如图3所示。其训练管道包括以下步骤，如下所示：

Fig. 4.

冷启动微调：

使用精选的数据集和

•

思想链 (CoT) 提高清晰度和加速 RL。

以推理为中心的 RL：

改进编码、数学和

•

通过基于规则的奖励实现逻辑。

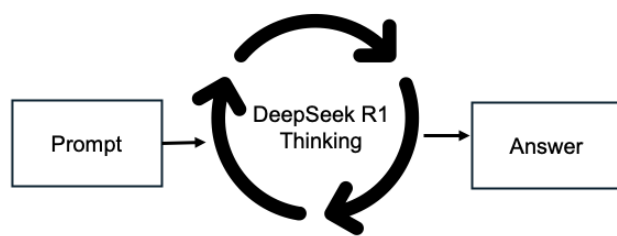


图 3：DeepSeek R1

拒绝采样和监督微调：

Re-

罚款回应，并将能力扩展到写作、事实质量保证和角色扮演。

最终 RL 对齐：

以确保 DeepSeek R1 模型的主要改进：

•

1) **拒绝采样策略：** 蒙特卡洛树搜索 (MCTS)，受 AlphaGo 启发，曾试图系统地探索解空间，但由于计算上的不可行性而未能实现：

•

扩展的搜索空间：

令牌级生成信号 -

•

增加了复杂性。

无效价值模型：

训练健壮的困难

•

DeepSeek 模型导致推理性能提升，并替换为更简单的 **排斥抽样方法**，从中收敛到自洽的高质量响应。通过结合多种奖励信号方模型不仅在推理能力上得到了提升，也在与人类偏好的一致性方面得到了改进。未能在复杂的推理任务中推广。

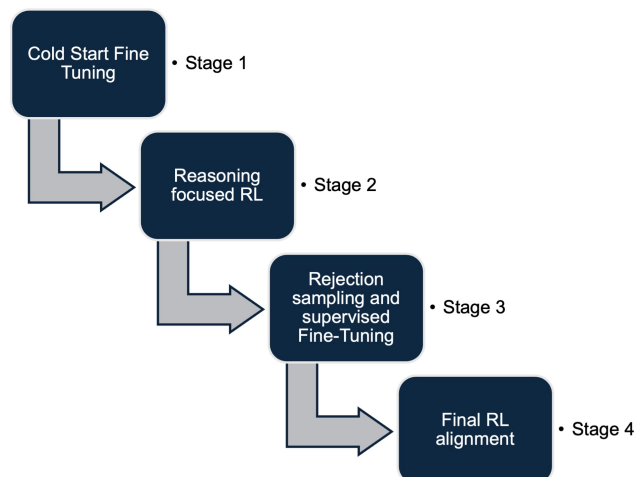


图 4: DeepSeek R1 训练方法

表 II 列出了 DeepSeek R1、ChatGPT - 4、Claude 3.5、LLaMA 3.1、Qwen 2.5 和 Gemini 2.0 的综合比较。

表 II：LLM 的比较

Feature	DeepSeek R1	ChatGPT 4.0	克劳德 3.5	LLaMA 3.1	Qwen 2.5	双子座 2.0
参数	671B	1.8T (MoE)	250B+	7B, 13B, 70B, 405B	高达 72B	不正式已披露
上下文长度 (To - kens)	128K	128K	200K	128K	128K	1M
多式联运	Text	文本 + 图像 + 音频	文本 + 图像	文本 + 代码	文本 + 图像	文本 + 图像 + 音频 + 视频
推理	混合符号学习	Chain - of - 思想 (CoT) 提示, 钢筋 Learning 从人类反馈 (RLHF), 检索 - 增强代 (RAG)	宪法 AI, 合成推理, 痕迹, 少量射击泛化	疏于注意, 知识分解 - tillation	多跳推理, 企业 - 对齐精细 - 调谐, 交叉 - 舌迁移	多式联运 - soning
训练数据	普通爬行, 多语言数据	公开文本	宪法 AI 原则	Public 数据集, 代码存储库, 多语言文本	中国人 - 以数据为中心, 多语言语料库, 特定于域的 data	普通爬行
1M 令牌输入到 - Ken 价格(美元)	0.14	2.50	3.00	3.50 (405B 输入 token)	0.40 (72 B 输入 token)	免费
1M 令牌输出到 - Ken 价格(美元)	2.19	10.00	15.00	3.50	0.75	免费
目标用户	研究人员, en - 企业 AI	一般用户, 开发人员	法律 / 企业团队	开发人员, 研究人员	中国人 - 说话市场	Google 生态系统用户
API 可用性	是 (打开 - access)	是 (已付费 API)	是 (企业 API)	没有官方 API (第三方 im - plementations)	没有官方 API (开源自我托管)	是 (Google 云 API)
主要优势	透明推理, 成本效益高, 开源	多才多艺, 创意, 强大推理	宪法 AI, 长背景处理	开源, 可定制, 为优化编码, 低推理成本	强大的中国人 NLP, 双语任务	Google 生态系统, 多模态, 实时 AI 服务
局限性	基于文本仅, 格式化问题, 数据隐私问题	闭源, 昂贵的 API, 偶尔幻觉	过度谨慎回应, limited 多模态能力	高硬件 requirements, 更少领域 - 特定调谐	区域数据偏差, 企业级要求	不透明决策, 有限的象征性推理
主要使用案例	Research, 学术界, 数学, 编码, 企业 AI	General AI, CON 帐篷一代, 聊天机器人, 编码	Legal, 合规, 企业 AI	NLP 研究, 开发者工具, 具有成本效益的	中文语言 processing, 阿里巴巴生态系统	跨媒体 AI, 实时 AI Ser - 恶习, 企业应用程序

IV. DISUSSION

深求 (DeepSeek) 与通用模型如GPT-4.0、Claude 3.5、LLaMA 3.1、Qwen 2.5和Gemini 2.0相比，通过优先考虑领域特定优化、透明度和成本效益来脱颖而出。主流的大语言模型 (LLM) 侧重于广泛的适应性，而深求则专注于精确的推理和决策，使AI更加实用可靠。

DeepSeek R1，DeepSeek 的最新变体，整合了文本、数据库和知识图谱，并采用逐步推理 (Chain of Thought , CoT) 和情境感知搜索 (Pro Search) 技术。这在数学、编程和决策等领域提高了准确性，同时保持了清晰性。在编程方面，R1 在提供答案之前会先阐述其逻辑，使用户能够验证其推理过程。与专有模型不同，DeepSeek R1 是开源的，从而降低了成本。

而在保持各领域竞争力的同时。其高效的设计，包括8-bit浮点精度 (FP8) ，优化了内存使用，使得DeepSeek能够在资源受限的环境中部署。通过降低财务和技术门槛，DeepSeek使先进的AI技术对资源有限的地区、小型企业和研究人员更加可及。早期版本的DeepSeek R1和DeepSeek R1-Zero有

格式不一致和多语言输出问题。为解决这些问题，冷启动数据生成强制采用结构化的格式和简洁的总结以确保清晰性。DeepSeek R1 在此方面表现出色：

优化计算

： FP8 降低了内存需求

与 32 位型号相比，下降了 75%。

任务特定性能

： Benchmarks show it

匹配或超越英语语言 (DROP (3-shot F1)) 、中文语言 (CLUEWSC) 、编程 (HumanEval-Mul) 和数学推理 (MATH-500 (EM)) 的专有模型。

可扩展性

： 它的开放获取方法有利于医疗保健，

五、结论与未来工作

DeepSeek R1 在提高推理能力和效率率透明重要决策制定方面取得了进步。其高效的运行和清晰的推理为资源节约型和易于理解的人工智能设立了新标准。通过提供强大的开源性能，它挑战了 proprietary 模型，使高级人工智能工具更加易于获取，并在关键领域建立信任。

未来的研究工作可以专注于将DeepSeek R1的基础能力应用于各个领域的实际挑战。在医疗领域，通过改进结构化的症状分析并整合医学知识图谱，可以提高诊断准确性。在教育领域，自适应教学系统可以将复杂概念分解为清晰、分步的推理过程，从而提高学习效果。科学研究可以从基于AI的方法中受益，这些方法能够将实验数据与理论模型连接起来，加速材料科学等领域的发现进程。通过进一步的发展，可以在效率方面取得进步。

在物联网和边缘设备上有效运行的同时减少能源消耗。在自动驾驶系统和法律AI等高风险领域确保透明度，将需要可审计的推理路径和内置的偏见缓解策略。通过结合社区驱动开发和专有增强措施来扩大开源生态系统，有助于根据公共和企业需求定制AI工具。

在这些领域之外，金融领域的AI应用可以通过市场图分析进行实时风险评估，并通过地缘政治知识图谱集成来优化供应链管理，从而变革决策过程。展望未来，建立伦理问责标准、赋予领域专家基于AI的洞察力以及完善兼顾规模与精确性的混合架构将是关键。DeepSeek R1有潜力推动一个建立在效率、透明度和实际影响之上的AI景观。

参考文献

- [1] J. Achiam, S. Adler, S. Agarwal, L. Ahmad, I. Akkaya, F. L. Aleman, D. Almeida, J. Altenschmidt, S. Altenschmidt, S. Altman, S. Anadkat *et al.*, "Gpt - 4 技术报告", *arXiv 预印本 arXiv* : 2303.08774 , 2023. [2] Anthropic, "Claude 3.5 绕口令," 博客文章, 2024, 查看日期: 2024-07-15. [在线]. 可用: <https://www.anthropic.com/news/claude-3-5-sonnet> [3] Dube A, Jauhri A, Pandey A, Kadian A, Al-Dahle A, Letman A, Mathur A, Schelten A, Yang A, Fan A *et al.*, "美洲驼 3 群模特", *arXiv 预印本 arXiv* : 2407.21783 , 2024 年。 [4] A. Yang , B. Yang , B. Zhang , B. Hui , B. Zheng , B. Yu , C. Li , D. Liu , F. Huang , H. Wei *et al.*, "Qwen2. 5 技术报告", *arXiv 预印本 arXiv* : 2412.15115 , 2024. [5] DeepMind, "Gemini 2.0," <https://deepmind.google/technologies/gemini/>, 2023, 查阅日期: 2025-01-01. [6] Bi X, Chen D, Chen G, Chen S, Dai D, Deng C, Ding H, Dong K, Du Q, Fu Z *et al.*, "Deepseek llm : 用长期主义扩展开源语言模型", *arXiv 预印本 arXiv* : 2401.02954 , 2024. [7] D. Dai, C. Deng, C. Zhao, R. X. Xu, H. Gao, D. Chen, J. Li, W. Zeng, X. Yu, Y. Wu, Z. Xie, Y. K. Li, P. Huang, F. Luo, C. Ruan, Z. Sui, and W. Liang, "DeepSeek Moe: 向混合专家模型语言模型的极致专精迈进," 2024. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2401.06066> [8] D. Guo, Q. Zhu, D. Yang, Z. Xie, K. Dong, W. Zhang, G. Chen, X. Bi, Y. Wu, Y. Li *et al.*, "Deepseek - coder : 当大型语言模型遇到编程时 - 代码智能的兴起", *arXiv 预印本 arXiv* : 2401.14196 , 2024 年。 [9] 邵志平, 王志平, 朱志强, 徐振荣, 宋志强, 毕 X, 张志强, 张志强, 李志强, 吴志强 *et al.*, "Deepseekmath : 在开放语言模型中突破数学推理的极限", *arXiv 预印本 arXiv* : 2402.03300 , 2024 年。 [10] A. 刘, B. 峰, B. 王, B. 王, B. 刘, C. 赵, C. 邓尔, C. 阮戴, D. 郭 *et al.*, "Deepseek - v2 : 强大, 经济, 高效的专家混合语言模型", *arXiv 预印本 arXiv* : 2405.04434 , 2024 年。 [11] A. 刘, B. 峰, B. 雪, B. 王, B. 吴, C. 卢, C. 赵, C. 邓, C. 张, C. 阮安 *et al.*, "Deepseek - v3 技术报告", *arXiv 预印本 arXiv* : 2412.19437 , 2024 年。 [12] 郭德, 杨德, 张华, 宋军, 张军, 徐军, 朱军, 马军, 王军, 毕胜 *et al.*, "Deepseek - r1 : 通过强化学习激励 llms 中的推理能力", *arXiv 预印本 arXiv* : 2501.12948 , 2025 年。 [13] A. Vaswani, "注意力就是你所需要的", *神经信息处理系统的研究进展*, 2017。 [14] R. Dale, "GPt - 3 : 它有什么好处?" *自然语言工程*, 第 27 卷, 第 1 期, 第 113 - 118 页, 2021 年。

ter 软硬件集成，允许 AI 运行更多