



DeepAgent: スケーラブルなツールセットを持つ汎用推理エージェント

概要

2025年10月に中国人民大学（RUC）高瓴人工智能学院のRUC-NLPIR研究室とXiaohongshu Inc.の共同研究チームにより発表されたDeepAgentは、大規模推理モデル（LRM）の分野における画期的な成果である。本研究は、従来のエージェントフレームワークが持つ固定的なワークフローという制約から脱却し、自律的な思考、動的なツール発見、アクション実行を単一の統合的な推論プロセス内で実現する端到端の深層推理エージェントを提案している。^{[1] [2] [3]}

主著者のXiaoxi Li（李曉熙）は、中国人民大学の博士課程3年生（2023-2028年）で、検索拡張生成（RAG）とLLM推論、特に深層リサーチエージェントの開発に注力している。共著者には、Xiaohongshu Inc.のYuan Lu（路远）をはじめとする産業界の研究者、およびRUC-NLPIR研究室を率いる窦志成（Zhicheng Dou）教授が名を連ねる。^{[4] [5] [6] [7]}

研究背景と動機

従来型エージェントの限界

既存のエージェントフレームワークは、ReAct（Reasoning and Acting）やPlan-and-Solveのような事前定義されたワークフローに依存しており、以下の本質的な限界を抱えている。^{[2] [3] [8] [9] [1]}

1. **実行ステップと全体プロセスにおける自律性の欠如:** 固定的な「Reason-Act-Observe」サイクルにより、各生成ステップが即時的な目的のみに焦点を当て、グローバルな視点でタスク全体を把握できない^{[10] [1]}
2. **タスク実行中の動的なツール発見の不可能性:** ツールは事前に選択・ラベル付けされており、実行時に必要に応じて新しいツールを発見することができない^{[1] [2]}
3. **完全自律的なインタラクティブメモリ管理の欠如:** 長期的な相互作用における履歴蓄積と文脈窓の爆発問題に対処できない^{[3] [1]}
4. **タスク全体に対する推論の深さと一貫性の不足:** 分断されたステップごとの生成により、連続的で一貫した推論が困難^{[10] [1]}

大規模推理モデルの可能性と制約

OpenAIのo1シリーズやQwQ-32Bなどの大規模推理モデルは、数学、プログラミング、科学的推論において段階的な「スロー思考」プロセスを通じて強力な問題解決能力を示してきた。しかし、多くの実世界タスクは外部ツールの使用を必要とする。Search-o1やToRLなどの既存研究は限定的なツールセット（Web検索、ページブラウジング、コード実行など）のみをサポートしており、多様なツールを要する現実世界のシナリオへの適用性が制限されている。^{[11] [12] [3] [1] [10]}

DeepAgentの核心技術

1. 統合的推論プロセス (Unified Reasoning Process)

DeepAgentの最大の革新は、従来の固定的なループを放棄し、**単一の連続した推論プロセス内で自律的な思考、ツール検索、アクション実行を統合**したことにある。この統合アプローチにより、エージェントは以下を実現する:^{[2] [3] [1]}

- **グローバルな視点の維持:** タスク全体に対する鳥瞰的な理解を持ち、局所的な操作に縛られない^{[1] [10]}
- **オンデマンドでのツール発見:** ツールを事前に取得するのではなく、必要に応じて動的に発見^{[2] [1]}
- **自律的な意思決定:** 事前定義されたワークフローに依存せず、状況に応じた柔軟な判断^{[13] [1]}

2. 自律的ツール検索と呼び出し (Autonomous Tool Search & Calling)

DeepAgentは、特定のテキストプロンプトを生成することで全てのアクションを実行する:^[1]

ツール検索

- エージェントがツールを必要と判断すると、`<tool_search>`クエリ`</tool_search>`タグ内に自然言語クエリを生成^[1]
- **Dense Retrieval**を使用: 事前に各ツールのドキュメント d_i の埋め込みベクトル $E(d_i)$ を計算し、クエリ q_s との**コサイン類似度**でトップ- k ツールを検索^[1]
- 検索されたツールドキュメントは補助LLMにより要約され、メインLRMのコンテキストに返される^[1]

ツール呼び出し

- `<tool_call> {"name": "tool_name", "arguments": ...} </tool_call>`形式で構造化されたJSON呼び出しを生成^[1]
- システムがこれを解析・実行し、結果を補助LLMで要約してから`<tool_call_result>`としてフィードバック^[1]

DeepAgentは**16,000以上のRapidAPI**および**3,900以上のToolHop**ツールに対応し、数十から数万規模のツールセットに拡張可能である。^{[14] [15] [3]}

3. 自律的メモリ折り畳み機構 (Autonomous Memory Folding)

長期的な相互作用における主要な課題は、ツール呼び出しの蓄積による**文脈窓の爆発**とエラーの蓄積である。DeepAgentはこれに対処するため、以下の機構を導入した:^{[3] [1]}

折り畳みトリガー

- エージェントは推論プロセスの任意の論理的ポイント（サブタスク完了後、探索経路の失敗認識時など）で`<fold_thought>`トークンを生成^{[16] [1]}
- これにより、エージェントは「息をつき」、探索戦略を再考する機会を得る^{[13] [3] [1]}

圧縮プロセス

- 補助LLM (θ_{aux}) が全ての先行する相互作用履歴 s_t を処理し、3つの構造化メモリコンポーネントを**並列生成**:^[1]

$$(M_E, M_W, M_T) = f_{compress}(s_t; \theta_{aux})$$

4. 脳インスパイアドメモリスキーマ (Brain-Inspired Memory Schema)

人間の認知システムに着想を得た3層メモリ構造を採用:^{[16] [1]}

エピソード記憶 (Episodic Memory, M_E)

- タスクの高レベルログとして機能
- 主要イベント、重要な決定ポイント、サブタスク完了を記録
- タスク構造と包括的目標に関する長期的文脈を提供^[1]

ワーキングメモリ (Working Memory, M_W)

- 最新情報を格納: 現在のサブゴール、遭遇した障害、短期計画
- メモリ折り畳み後の推論の連続性を保証する中核コンポーネント^{[16] [1]}

ツールメモリ (Tool Memory, M_T)

- 全てのツール関連の相互作用を統合
- 使用したツール、呼び出し方法、効果を記録
- 経験から学習し、ツール選択と使用戦略を洗練^{[16] [1]}

これらのメモリは、非構造化自然言語ではなく**JSON形式のエージェント使用可能なデータスキーマ**で表現され、以下の利点を提供する:^[1]

- 制御可能で予測可能な構造の維持
- 長文要約時に発生しうる重要詳細の損失を軽減

5. ToolPO強化学習 (Tool Policy Optimization)

DeepAgentは、一般的なツール使用エージェント向けに設計された**エンドツーエンド強化学習アプローチ**であるToolPOで訓練される。^{[17] [10] [1]}

訓練データ収集

4つのカテゴリにわたる多様な訓練データセット:^[1]

- **ToolBench**: 一般的なツール使用能力の育成
- **ALFWorld & WebShop**: 実世界インタラクション
- **WebDancer & WebShaperQA**: 深層リサーチスキルの向上
- **DeepMath**: コード付き数学推論

ツールシミュレータ

数千の実世界APIとの相互作用による訓練は、不安定性、レイテンシ、コストの問題から非実用的である。ToolPOは**LLMベースのツールシミュレータ**を開発し、補助LLMを用いてRapidAPIなどの実世界APIの応答を模倣する。これにより、安定的、効率的、低コストの訓練環境を実現。^{[18] [19] [17] [10] [1]}

グローバルおよびツール呼び出しアドバンテージ帰属

ToolPOは2つの報酬コンポーネントを定義する:^{[17] [10] [1]}

1. **タスク成功報酬** ($R_{succ}(\tau)$) : 最終結果の品質を反映
2. **アクションレベル報酬** ($R_{action}(\tau)$) : 中間アクションの品質を反映

$$R_{action}(\tau) = \lambda_1 \sum_{t=1}^T C(a_t^{call}) + \lambda_2 S_{pref}(\tau)$$

ここで、 $C(a_t^{call})$ は正しいツール呼び出しに対して1、それ以外で0。 $S_{pref}(\tau)$ はメモリ折り置みの効率的使用を奨励する選好スコア。^[1]

これらに基づき、2つのグループ**相対的アドバンテージ**を計算:^{[17] [1]}

タスク成功アドバンテージ:

$$A_{succ}(\tau_k) = R_{succ}(\tau_k) - \frac{1}{K} \sum_{j=1}^K R_{succ}(\tau_j)$$

このアドバンテージは軌跡内の**全生成トークン**に帰属され、グローバルな学習信号を提供。^[1]

アクションレベルアドバンテージ:

$$A_{action}(\tau_k) = R_{action}(\tau_k) - \frac{1}{K} \sum_{j=1}^K R_{action}(\tau_j)$$

このアドバンテージは**ツール呼び出しとメモリ折り畳みアクションを構成する特定のトークンのみに**帰属され、正確で効率的なツール使用に対してより詳細な学習信号を提供。^{[10] [17] [1]}

最適化目的

トークン y_i の**総アドバンテージ**は:

$$A(y_i) = A_{succ}(\tau_k) + M(y_i) \cdot A_{action}(\tau_k)$$

ここで、 $M(y_i)$ はマスクで、 y_i がツール呼び出しまたはメモリ折り畳みトークンシーケンスの一部なら1、それ以外で0。^[1]

ToolPOは**クリップ代理目的関数**で方策を最適化:^{[17] [1]}

$$L_{ToolPO}(\theta) = \mathbb{E}_{\tau_k} \left[\sum_{i=1}^{|\tau_k|} \min(\rho_i(\theta) A(y_i), \text{clip}(\rho_i(\theta), 1 - \epsilon, 1 + \epsilon) A(y_i)) \right]$$

ここで、 $\rho_i(\theta) = \frac{\pi_{\theta}(y_i|y_{<i}, s)}{\pi_{\theta_{old}}(y_i|y_{<i}, s)}$ はトークン y_i の**確率比**^[1]。

6. 補助機構 (Auxiliary Mechanisms)

メインLRMが高レベルの戦略的推論に集中できるよう、**補助LLM (Qwen2.5-32B-Instruct) **が以下のタスクを処理:^{[2] [1]}

- 長すぎる検索ツールドキュメントのフィルタリングと要約
- ツール呼び出しから返される冗長な情報のノイズ除去と凝縮
- 長い相互作用履歴の構造化メモリへの圧縮

この分業により、システムの安定性が向上する。^[1]

ベンチマーク評価と性能

DeepAgentは、一般的なツール使用タスクと下流アプリケーションの両方で8つのベンチマークにわたって広範な実験を実施し、従来のベースラインを一貫して上回った。^{[3] [2] [1]}

一般的なツール使用タスク

ラベル付きツールシナリオ (Ground-truth Tools提供)

DeepAgent-32B-RLは、全てのベンチマークで最高性能を達成:^{[15] [1]}

ベンチマーク	DeepAgent-32B-RL	ReAct (QwQ-32B)	CodeAct (QwQ-32B)	ReAct (GPT-4o)	DeepSeek-R1
ToolBench (Success)	69.0%	52.0%	54.0%	52.0%	57.0%
API-Bank (Success)	75.3%	73.3%	74.3%	79.2%	71.3%
TMDB (Success)	89.0%	43.0%	55.0%	77.0%	76.0%
Spotify (Success)	75.4%	47.4%	52.6%	47.4%	64.9%
ToolHop (Correct)	51.3%	47.4%	43.2%	40.0%	50.2%

オープンセットツール検索シナリオ (大規模ツールセットからの動的検索)

これは最も現実的なシナリオであり、エージェントはまずツールを見つけてから呼び出す必要がある:^{[20] [15] [1]}

ベンチマーク	DeepAgent-32B-RL	ReAct (QwQ-32B)	CodeAct (QwQ-32B)	ReAct (GPT-4o)	DeepSeek-R1
ToolBench (Success)	64.0%	44.0%	48.0%	41.0%	47.0%
TMDB (Success)	55.0%	18.0%	31.0%	35.0%	34.0%
Spotify (Success)	50.9%	22.8%	24.6%	17.5%	29.8%
ToolHop (Correct)	40.6%	27.1%	29.0%	24.1%	36.2%

ToolBenchでは、DeepAgentは**64.0%の成功率**を達成し、最良のワークフローベースライン (54%) を**大幅に上回った**。 ^{[21] [15] [13]}

下流アプリケーション

Embodied AI (ALFWorld)

- ALFWorldは、エージェントが9つの基本アクション（移動、取得など）を使用してゴールを達成するテキストベースの具現化AIタスク ^{[20] [1]}
- DeepAgent-32B-RLは**91.8%の成功率**を達成し、ReAct (QwQ-32B)の82.1%、GPT-4oの65.7%を大きく上回った ^{[15] [1]}

オンラインショッピング (WebShop)

- ユーザーの製品購入要件を満たすために「検索」と「クリック」アクションを使用 ^{[20] [1]}
- DeepAgent-32B-RLは**34.4%の成功率**と**56.3のスコア**を達成 ^{[15] [1]}

一般AIアシスタント (GAIA)

- Web検索、ページブラウジング、VQA、コードコンパイル、ファイル読み取りツールを装備 ^{[20] [1]}
- GAIAテキストタスクで**58.3%**、マルチモーダルタスクで**33.3%**、ファイルタスクで****52.6%****の成功率 ^{[15] [1]}

Humanity's Last Exam (HLE)

- 極めて困難な推論問題セット ^{[20] [1]}
- テキストタスクで**21.7%**、マルチモーダルタスクで****15.0%****の成功率を達成 ^{[15] [1]}

全体として、DeepAgentはReAct、Plan-and-Solve、CodeActなどの従来型ワークフローエージェントを**15-30%上回る**性能を示した。 ^{[22] [15]}

研究チーム

主著者: Xiaoxi Li (李曉熙、中国人民大学博士課程3年生) ^{[23] [4]}

- 専門: 検索拡張生成 (RAG)、LLM推論、深層リサーチエージェント
- 主要研究: DeepAgent、WebThinker、Search-o1、FlashRAG

共著者:

- **Wenxiang Jiao, Jiarui Jin, Yinuo Wang, Hao Wang** (Xiaohongshu Inc.) ^[1]
- **Guanting Dong, Jiajie Jin, Yutao Zhu** (中国人民大学) ^[1]
- **Ji-Rong Wen** (中国人民大学、Gaoling School of AI) ^[1]
- **Yuan Lu** (Xiaohongshu Inc.、シニアリサーチャー) ^{[24] [25] [1]}
- **Zhicheng Dou** (中国人民大学教授、Gaoling School of AI副院長、RUC-NLPIR研究室主任) ^{[5] [6] [7] [1]}

研究機関:

- **RUC-NLPIR研究室:** 中国人民大学高瓴人工智能学院に属し、窦志成教授が率いる。情報検索（IR）と自然言語処理（NLP）の最先端研究を専門とする^{[26] [5]}
- **Xiaohongshu Inc.:** 中国の主要なソーシャルコマース・UGCプラットフォーム企業で、AI研究開発を積極的に推進^{[27] [1]}

技術的意義と貢献

DeepAgentは、AIエージェント研究において以下の重要な貢献をもたらした:^{[22] [3] [1]}

1. **パラダイムシフト:** 固定的なワークフローから統合的な推論プロセスへの根本的な転換を実現^{[10] [1]}
2. **スケーラビリティ:** 数十から数万規模のツールセットに対応可能な初のエージェントフレームワーク^{[22] [3] [1]}
3. **自律性の向上:** 動的なツール発見、自律的なメモリ管理、探索戦略の再考能力を統合^{[13] [1]}
4. **安定性と効率性:** LLMシミュレートAPIとトークンレベルの報酬帰属により、大規模トレーニングの安定性を確保^{[10] [17] [1]}
5. **実世界適用性:** 複雑で長期的な相互作用を要する実タスクへの高い適応性を実証^{[22] [20] [1]}

Model Context Protocol (MCP) との親和性

DeepAgentのアーキテクチャは、Anthropicが提唱する**Model Context Protocol (MCP)**パラダイムと高い親和性を持つ。MCPは、AIエージェントが外部システム、API、データベース、サービスと接続するためのオープンスタンダードである。DeepAgentの動的ツール発見機構は、MCPが目指す「事前にツールをハードコードせずに、利用可能なツールを動的に発見・対話する」という原則と一致している。^{[28] [29] [30] [31] [3] [1]}

一部の実装では、DeepAgentがMCP対応により、より多様な外部連携が可能になることが示唆されている。^[28]

限界と今後の課題

技術的限界

1. **抽象推論能力:** 現在のDeepAgentを含む深層エージェントシステムは、ARC-AGI-2ベンチマークで2-3%の精度しか達成できず、新規パターン認識や創造的問題解決に課題がある^{[32] [33]}
2. **文脈オーバーフローリスク:** 長期相互作用ではメモリ折り畳みが効果的だが、極端に複雑なタスクでは依然として文脈窓の制約が存在する^[32]
3. **LLMシミュレートAPIの精度:** トレーニングにLLMシミュレートAPIを使用することで安定性は向上するが、実APIとの動作ギャップが存在する可能性がある^{[19] [34] [18]}
4. **マルチエージェント協調:** 階層的委譲における一貫した意思決定の維持、リアルタイムの文脈同期、標準化されたエージェント間文脈伝達プロトコルの欠如^[32]

今後の研究方向

1. **推論能力の深化:** より高度な抽象推論と創造的問題解決能力の開発^{[33] [35]}
2. **エンタープライズ展開:** セキュリティ、ガバナンス、監査証跡、コンプライアンス監視の強化^[32]
3. **コストとリソース管理:** ベクトルデータベースメンテナンス、永続ストレージ管理、複雑なオーケストレーションインフラの最適化^[32]
4. **実世界API統合:** シミュレートAPIから実APIへの移行における安定性とコスト効率のバランス^{[18] [19]}

結論

DeepAgentは、大規模推理モデルが任意規模のツールセットを活用し、複雑な実世界タスクに汎化できる初のエージェントフレームワークとして、AIエージェント研究における重要なマイルストーンを確立した。統合的推論プロセス、自律的ツール発見、脳インスパイアドメモリスキーマ、ToolPO強化学習の組み合わせにより、従来のワークフローベースのアプローチを大幅に上回る性能を実現している。^{[3] [22] [15] [20] [1]}

中国人民大学とXiaohongshuの共同研究チームによるこの成果は、学术界と産業界の緊密な協力により、実用的かつスケラブルなAIエージェントシステムの開発が可能であることを示している。コードとデモは公開されており (<https://github.com/RUC-NLPIR/DeepAgent>)、今後のエージェント研究の重要な基盤となることが期待される。^{[36] [14] [21] [3] [1]}

✱

1. <https://arxiv.org/html/2510.21618v1>
2. <https://arxiv.org/abs/2510.21618>
3. <https://huggingface.co/papers/2510.21618>
4. <https://github.com/sunnynexus>
5. <https://ruc-nlpir.github.io>
6. <http://playbigdata.ruc.edu.cn/dou/>
7. <https://dou.playbigdata.com>
8. <https://aclanthology.org/2025.emnlp-main.276.pdf>
9. <https://skywork.ai/skypage/en/agent-ai-semantic-memory/1978348365234434048>
10. <https://www.marktechpost.com/2025/11/01/deepagent-a-deep-reasoning-ai-agent-that-performs-autonomous-thinking-tool-discovery-and-action-execution-within-a-single-reasoning-process/>
11. https://www.reddit.com/r/AISEOInsider/comments/1neh9ad/why_deepagent_ai_will_make_you_richer_than_99_of/
12. <https://lumenalta.com/insights/9-essential-ai-tools-for-react-developers-in-2025>
13. https://www.linkedin.com/posts/greg-reynolds-39275a_deepagent-a-general-reasoning-agent-w-scalable-activity-7390664416121421824-0hLn
14. <https://github.com/RUC-NLPIR/DeepAgent>
15. https://www.linkedin.com/posts/robrogowski_deepagent-a-general-reasoning-agent-w-scalable-activity-7390431179545612288-2VKf
16. <https://www.linkedin.com/pulse/how-does-deepagent-end-loop-ai-inceptasolutions-tzeoc>

17. <https://www.emergentmind.com/topics/toolpo>
18. <https://arxiv.org/html/2403.07714v2>
19. <https://aclanthology.org/2024.findings-acl.664.pdf>
20. <https://www.emergentmind.com/topics/deepagent-framework>
21. https://www.linkedin.com/posts/sudhanshu746_DeepAgent-Autonomous-activity-7388483940480712704-KLdP
22. <https://neurotechnus.com/2025/11/02/deepagent-ai-autonomous-reasoning/>
23. <https://scholar.google.com/citations?user=XDJV4YAAAAJ&hl=zh-CN>
24. https://openreview.net/profile?id=~Yuan_Lu7
25. <https://tw.linkedin.com/in/0x-yuan>
26. <https://ruc-nlpir.github.io/team/>
27. <https://learning-gate.com/index.php/2576-8484/article/download/2268/885/3633>
28. https://note.com/jun_suzuki1973/n/n490d60ff435a
29. https://abacus.ai/help/howTo/chatllm/deepagent_desktop_how_to/deepagent_desktop_mcp
30. <https://www.anthropic.com/engineering/code-execution-with-mcp>
31. https://zenn.dev/cloud_ace/articles/model-context-protocol
32. <https://www.linkedin.com/pulse/evolution-from-shallow-deep-agents-architecting-future-tom-mathews-dcihc>
33. <https://www.aisi.gov.uk/blog/mapping-the-limitations-of-current-ai-systems>
34. <https://arxiv.org/html/2503.20527v1>
35. <https://arxiv.org/abs/2506.18096>
36. <https://www.packtpub.com/en-in/learning/datapro/whats-powering-ais-next-leap-longcat-flash-omni-deepagent-skyrl-more>
37. <https://yyluu.github.io>
38. <https://scholar.google.com/citations?user=fvr-J3sAAAAJ&hl=en>
39. <https://research.nii.ac.jp/ntcir/workshop/OnlineProceedings18/pdf/ntcir/02-NTCIR18-FAIRWEB-RusC.pdf>
40. <https://www.semanticscholar.org/paper/DeepAgent:-A-General-Reasoning-Agent-with-Scalable-Li-Jiao/f622b485a175ea114ea85c52c6fb9d15afb164b9>
41. <https://arxiv.org/html/2504.21776v2>
42. <https://x.com/XiaoxiLi0111/status/1982649697467859438>
43. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2211695825000479>
44. <https://arxiv.org/pdf/2510.21618.pdf>
45. <https://chatpaper.com/paper/203005>
46. <https://www.youtube.com/watch?v=odpbuzD6ZDo>
47. <https://blog.gopenai.com/deepagent-the-ai-that-thinks-learns-and-remembers-a-paradigm-shift-for-autonomous-agents-64a0e2759b83>
48. https://note.com/3no_anisama/n/nc1568e16500a
49. <https://www.scribd.com/document/943049836/Deep-Agent>
50. <https://devneko.jp/wordpress/?p=7696>

51. <https://github.com/Yagami360/ai-paper-catchup-agent/issues/10>
52. <https://papers.cool/arxiv/2510.21618>
53. <https://www.implicator.ai/chinese-researchers-ship-agent-that-finds-tools-mid-thought-beating-openai-s-rigid-workflows/>
54. https://www.linkedin.com/posts/pascalbiese_deepagent-a-general-reasoning-agent-w-scalable-activity-7388888054255575040-U0dI
55. <https://www.instagram.com/reel/DQaQUFGEzk8/>
56. https://x.com/_akhaliq/status/1982791721667715309
57. <https://www.facebook.com/0xSojalSec/posts/forget-basic-llms-deepeyesv2-is-the-new-agent-that-executes-code-searches-the-we/1377665003887899/>
58. <https://ai.plainenglish.io/agents-react-vs-coact-d44ada0dd103>
59. <https://dev.to/jamesli/react-vs-plan-and-execute-a-practical-comparison-of-llm-agent-patterns-4gh9>
60. <https://intuitionlabs.ai/pdfs/a-comparison-of-ai-code-assistants-for-large-codebases.pdf>
61. <https://www.shakudo.io/blog/best-ai-coding-assistants>
62. <https://www.emergentmind.com/topics/deepagent>
63. <https://x.com/DeepLearning901>
64. <https://chatpaper.com/ja/paper/203005>
65. <https://www.facebook.com/0xSojalSec/posts/chinese-labs-explains-how-to-train-language-model-agents-that-solve-tasks-step-b/1378552843799115/>
66. <https://github.com/RUC-NLPIR>
67. <https://github.com/RUC-NLPIR/DeepAgent/activity>
68. <https://www.alphaxiv.org/?organizations=Xiaohongshu+Inc.&datasets=true>
69. <https://muckrack.com/asifrazzaq/articles>
70. <https://www.aryaxai.com/article/analysis-of-october25-top-agentic-ai-research-papers>
71. <https://huggingface.co/papers?q=tool-call+advantage+attribution>
72. <https://www.linkedin.com/pulse/deepseek-r1-vs-openai-4o-claude-3.5-sonnet-llama-3.3-analysis-luong-qiabc>
73. <https://www.ubicloud.com/blog/openai-o1-vs-qwq-32b-advanced-reasoning-models>
74. <https://www.arxiv.org/pdf/2503.02032.pdf>
75. <https://kili-technology.com/blog/benchmarking-llm-reasoning-comprehensive-multi-dimensional-evaluation-of-8-leading-models>
76. <https://www.creolestudios.com/deepseek-v3-1-vs-gpt-5-vs-claude-4-1-compared/>
77. <https://blog.sergeynikolenko.ru/large-reasoning-models-how-o1-replications-turned-into-real-competition/>
78. <https://www.edenai.co/post/gpt-4o-vs-deepseek-r1>
79. https://www.reddit.com/r/ChatGPTCoding/comments/1imsd05/a_detailed_sidebyside_look_at_chatgpt4os_top/
80. <https://cameronrwolfe.substack.com/p/demystifying-reasoning-models>
81. <https://www.youtube.com/watch?v=Hs7yy8Vkz48>
82. <https://docsbot.ai/models/compare/gpt-4/deepseek-r1>

83. <https://www.siliconflow.com/articles/en/the-best-qwq-models-in-2025>
84. <https://deepsquare.jp/2025/05/mcp/>
85. <https://skywork.ai/blog/llm/deepseek-vs-gpt-4o-speed-accuracy-and-api-cost-compared/>
86. <https://arxiv.org/html/2503.21614v1>
87. <https://galileo.ai/blog/mastering-rag-how-to-select-an-embedding-model>
88. <https://aws.amazon.com/blogs/big-data/integrate-sparse-and-dense-vectors-to-enhance-knowledge-retrieval-in-rag-using-amazon-opensearch-service/>
89. <https://milvus.io/ai-quick-reference/what-is-dense-passage-retrieval-and-how-does-it-improve-search>
90. <https://zenn.dev/neoai/articles/7b11d2d5adc244>
91. <https://learn.deeplearning.ai/search?accomplishmentId=fc1b9e0d-933f-4ebf-b6b6-70a4298843b2&topic=topic%3ASearch+and+Retrieval&topic=topic%3AEmbeddings&topic=topic%3AData+Engineering>
92. <https://www.facebook.com/groups/DeepNetGroup/posts/2636567816736084/>
93. <https://pub.towardsai.net/ai-agents-for-legal-implementing-complex-document-search-and-reasoning-agent-b5cffcbe2395>
94. <https://www.youtube.com/watch?v=p7yRLIj9lyQ>
95. <https://www.creaitor.ai/blog/ai-agents-vs-traditional-automation>
96. <https://theconversation.com/openais-new-deep-research-agent-is-still-just-a-fallible-tool-not-a-human-level-expert-249496>
97. https://www.linkedin.com/posts/bhavikjikadara_ai-artificialintelligence-multiagentsystems-activity-7363255705660796928-H8jx
98. <https://github.com/THUNLP-MT/StableToolBench>
99. <https://docs.uipath.com/agents/automation-cloud/latest/user-guide/agent-vs-workflows>
100. <https://automationedge.com/blogs/agentic-ai-vs-traditional-automation/>
101. <https://openreview.net/pdf/dab39dfe908c876a52c542e30e4464376edcc482.pdf>
102. <https://ariedge.ai/blog/ai-workflow-automation/>
103. <https://www.crossfuzze.com/post/ai-agents-vs-traditional-automation>
104. <https://www.nature.com/articles/s41599-024-03611-3>
105. <https://www.anthropic.com/engineering/multi-agent-research-system>
106. https://www.reddit.com/r/AI_Agents/comments/1nf269o/whats_the_difference_between_an_ai_agent_and_just/