

TSUBAME 共同利用 令和 7 年度 産業利用 成果報告書

利用課題名 AI エージェントの基盤技術に関する研究開発  
英文 : Research and Development on Foundational Technologies for AI Agents

菅沼 雅徳  
Masanori Suganuma

Sakana AI 株式会社  
Sakana AI  
<https://sakana.ai/>

邦文抄録 (300 字程度)

次世代の AI 研究では、LLM を単なる知識処理エンジンではなく、高度なタスクを遂行可能な「エージェント (AI Agent)」として活用することが重要である。エージェントの構築においては、「思考力」と「協調性」が鍵となる。思考力の向上は、LLM がより深い論理的推論を行い、長期的なタスクを遂行する上で不可欠である。また、複数のエージェントが協調しながらタスクを遂行するマルチエージェントシステムは、実環境での適応性と効率性を向上させる。そして、これらの研究を遂行するためには、エージェントのための適切な環境構築が重要となる。そこで、本プロジェクトでは、既存のエージェント環境を統一的に扱えるようにするための方法論を提案する。将来的には、本環境でエージェントを学習、評価することで、推論能力およびマルチエージェント能力向上を目指す。

英文抄録 (100 words 程度)

In next-generation AI research, it is increasingly important to move beyond viewing large language models (LLMs) as mere knowledge-processing engines and to leverage them as autonomous agents capable of executing complex tasks. Two key capabilities for building such agents are reasoning and collaboration. Stronger reasoning enables LLMs to perform deeper logical inference and handle long-horizon tasks, while multi-agent systems, in which multiple agents coordinate to solve problems, can improve adaptability and efficiency in real-world settings. To support this direction, appropriate environments for agent development are essential. This project proposes a methodology for unifying existing agent environments, ultimately aiming to train and evaluate agents to enhance both reasoning and multi-agent capabilities.

*Keywords:* LLMs, LLM-agents, agent framework

## 1. 背景と目的

大規模言語モデル (LLM) は、AI 研究の中核を担う存在となっており、特に対話システムや知識検索、プログラミング支援など幅広い応用を可能にしている。しかし、現行の LLM は主に「単体の知識処理エンジン」として機能しており、長期的なタスク遂行や環境との動的な相互作用を伴うエージェントとしての能力には限界がある。

今後の AI 研究の方向性として、LLM を単なる情報処理を行うエンジンではなく、より高度なタスクを遂行可能な「エージェント (AI Agent)」として扱うことが重要視されている。エージェント型 LLM は、計画立案 (planning)、推論 (reasoning)、環境理解 (perception)、行動決

定 (decision making) を統合し、より実世界に適応した知的システムを構築するための鍵となる。しかし、現時点では LLM をエージェントとして運用するための基盤技術は十分に確立されておらず、さらなる研究開発が求められている。

特に、エージェントの高度化において「思考力 (reasoning)」と「協調性 (multi-agent collaboration)」が重要な課題として挙げられる。思考力の向上は、LLM がより深い論理的推論を行い、長期的なタスク遂行能力を獲得するために不可欠である。また、複数のエージェントが協力しながらタスクを分担・最適化するマルチエー

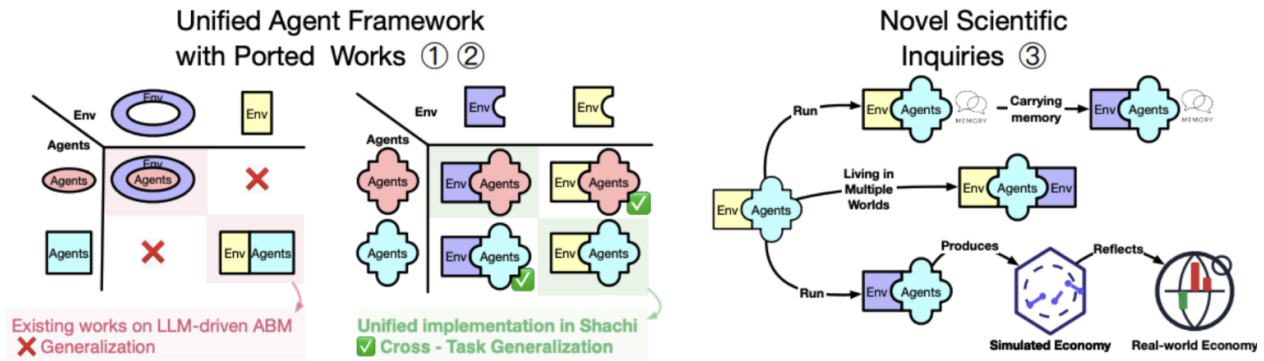


図1. Shachiによるエージェントベースモデル研究の統合。標準化したエージェント構造を提供し、タスク間の汎化性能の評価と、これまでにない新しい実験を可能にする。

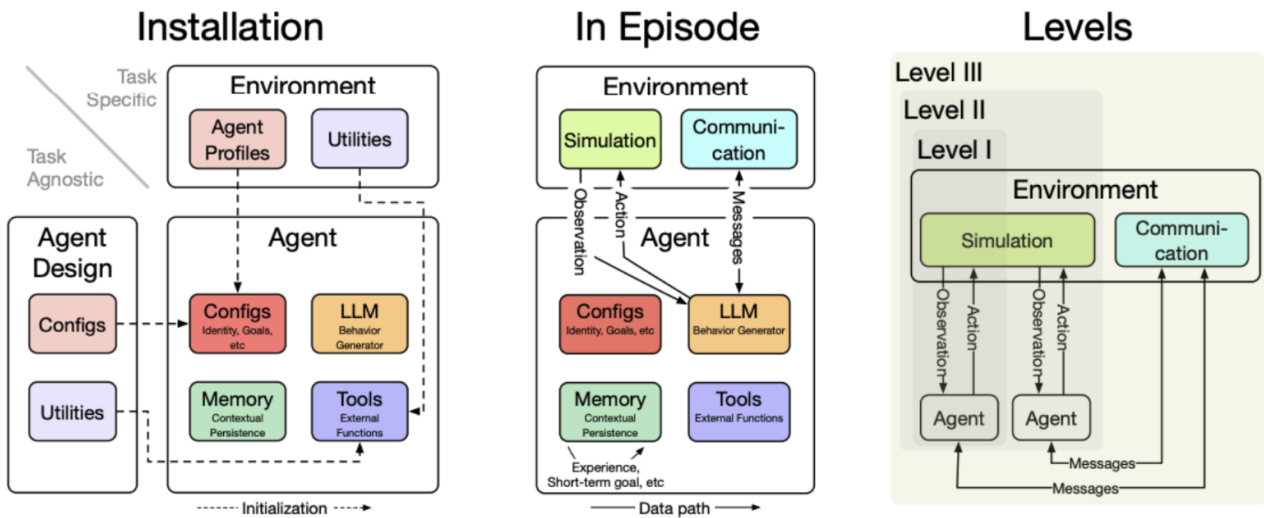


図2: Shachiの全体構成。環境とエージェントの設計を分離し（左）、大規模言語モデル、設定、記憶、ツールの4要素で認知アーキテクチャを構築する（中央）。また、社会的複雑性に基づく3階層のベンチマークを提供する（右）。

エージェントシステムの実現は、複雑な環境での適応性や効率性を向上させる鍵となる。しかし、これらの技術は現在も発展途上であり、単体の LLM を効果的にエージェント化する方法論や、複数のエージェント間の協調制御を可能にする基盤技術の確立が必要である。

エージェント研究においてまず重要となるのが、エージェントが動作する環境の構築である。適切な環境構築が実現して初めて、エージェントの思考力や協調性などの能力強化のフェーズに進める。そこで、本研究ではエージェント研究に適した環境構築に取り組む。本研究ではエージェントベースモデル (ABM) に注目した。ABM は、自律的なエージェント間の相互作用を通じて複雑なシステムをシミュレーションする強力な手法である。しかし、現状の LLM を用いた ABM の設計は、環境とのインターフェースや内部アーキテク

チャが研究ごとに異なり、統一的なエージェントの評価や性能比較が困難となっている。さらに、合成された孤立したタスクに焦点が当てられているため、現実世界の複雑な現象に対するモデルの外的妥当性には疑問が残る。

この問題を解決するため、本研究は ABM のための形式的なモジュール化フレームワークである「Shachi」を提案する。本フレームワークはエージェントの内部アーキテクチャを標準化し、個別の構成要素の変更がシステム全体の振る舞いに与える影響を体系的に扱うことを可能にし、エージェントの学習および評価に応用できる (図 1)。

## 2. 概要

### 2.1 エージェントと環境の分離

本手法の核となるのは、エージェント内部のアー

アーキテクチャを外部環境から完全に分離するインターフェースの設計である。シミュレーションは離散的な時間ステップで進行する。環境は各エージェントに対し、利用可能な機能や応答形式を含む現在の観察結果を渡す。エージェントは自身の方策に従って行動を生成し、環境がその行動を収集してシステム全体の状態を更新する。

また、本手法ではエージェント間の直接的な通信ではなく、すべての相互作用を環境が媒介する。環境がメッセージの宛先や送信元を管理することで、ブロードキャストや非同期通信などの現実的な社会動態を再現する。

## 2.2 認知アーキテクチャのモジュール化

Shachi はエージェントの方策を、4 つの構成要素に分割する (図 2)。

第一の要素は LLM であり、方策を駆動する推論エンジンとして機能する。観察結果を自然言語のプロンプトとして受け取り、行動やメッセージを出力する。第二の要素は設定である。これはエージェントの固有のアイデンティティや制約を定義し、意思決定の傾向を形作る。第三の要素は記憶である。エージェントの動的な内部状態を構成し、長期的な一貫性を保つ。エージェントは関連する過去の対話を検索し、現在の意思決定に組み込む。第四の要素はツールである。エージェントの能力を拡張する外部機能を提供する。エージェントは自律的にツールを使用するかどうかを判断し、環境の時間を進めることなく即座にフィードバックを得る。

## 2.3 社会的複雑性に基づく階層的評価

提案するアーキテクチャを体系的に評価するため、社会的複雑性が異なる 3 つのレベルからなるタスク群をベンチマークとして構築した。レベル 1 は単一エージェントの環境であり、他のエージェントの影響を排除して認知機能の基本性能を測定する。レベル 2 は直接的な対話を持たない複数エージェントの環境であり、観察に基づく戦略的

な推論能力を評価する。レベル 3 は直接的な対話を伴う複数エージェントの環境であり、言語の使用、記憶、戦略的行動の相互作用を総合的に評価する。

## 3. 結果

### 3.1 再現性と汎化性能

まず、既存の 8 つの研究を本フレームワーク上で再現した。その結果、一貫して誤差が低く、元のシステムの定量的な挙動や時間的な推移を再現できることを確認した。結果の一部を図 3 に示す。

さらに、構成要素の違いが汎化性能に与える影響を調査した。設定、記憶、ツールのすべてを備えたエージェントは、未知の複雑なタスクに移行しても高い性能を維持した。一方で、ツールや記憶を持たないエージェントは、それらの機能を要求される環境では機能しなかった。この結果は、アーキテクチャのモジュール化が汎用的で堅牢なエージェントの構築に不可欠であることを示している。

### 3.2 領域横断的な認知バイアスと行動波及

本手法の柔軟性を活かし、モジュールを組み替えることで従来は困難であった探索的な実験を行った。

まず、特定のタスクで得た記憶を保持したまま、別の環境へエージェントを移行させた。その結果、過去の経験がエージェントの認知バイアスを明確に変化させた。例えば、ソーシャルメディアのタスクを経験したエージェントは内集団バイアスを強め、経済取引のタスクを経験したエージェントは保有効果を強める傾向を示した。

次に、株式市場とソーシャルメディアの両方の環境に介在するエージェントをシミュレーションした。ソーシャルメディア上の特定の企業に関する話題が株式の売買行動に影響を与え、その経済的行動が再びソーシャルメディア上の発言として波及するという、領域をまたぐ創発的な振る舞いを確認した (図 4)。

#### 4. まとめ、今後の課題

本研究では、LLM をエージェントとして最適化するための学習環境および評価環境を構築した。具体的には、既存の学習環境を統一的に扱えるようにするための方法論である Shachi を提案した。エージェントの認知アーキテクチャをモジュール化し、環境とのインターフェースを標準化することで、体系的な環境構築を実現した。本手法を用

いることで、従来の設計では難しかった領域横断的なエージェントの学習や評価が可能になった。今後の課題は、本環境上でエージェントを学習、評価することで、エージェント能力を向上させることである。また、現実社会の豊かな相互作用をモデル化するため、マルチモーダルな環境への拡張を進める。

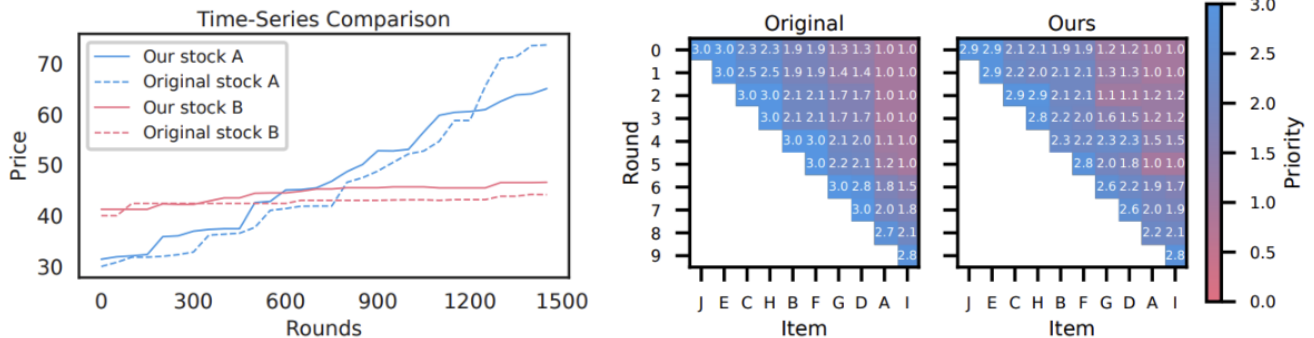


図3. システム動態の再現結果。元の研究と本手法（Shachi）によるシミュレーション結果を比較している。左は株式取引タスクにおける株価の時間推移を、右はオークションタスクにおける入札の優先度スコアの推移を示す。元手法と本手法の挙動は一致している。

#### Text box 1: Extracted behaviors in OASIS when agents live in both StockAgent and OASIS

- **create\_post**: user\_id=14, current\_time=3, action=create\_post, info={'content': "Agent plan: I find it quite fascinating as a stock trader to see Amazon making a move into physical retail. This could potentially impact their stock, especially if they successfully blend the convenience of online shopping with the tactile experience of a physical store. It's also worth noting how this decision might influence other online retailers to consider similar ventures, possibly reshaping the retail landscape. I'll be keeping a close eye on how this development unfolds and the market's response to it. 🛒📈 #Amazon #RetailInnovation.", 'post\_id': 16}
- **create\_comment**: user\_id=1, current\_time=0, action=create\_comment, info={'content': "Interesting to see Amazon branching out into physical retail spaces! It's a bold move considering their strong online presence. As a stock trader, I'm curious about how this strategy will affect Amazon's stock and their competition. What are your thoughts on this step?", 'comment\_id': 1}

図4. 複数の環境を同時に生きるエージェントの振る舞い。株式市場とソーシャルメディアの両方の環境に参加するエージェントが、ソーシャルメディア上で見せた発言とやり取りの例。