

# 人と情報システムの共創・共生に向けた 大規模言語モデルを用いた マルチエージェントシステムの提案

武田 敦志<sup>†1</sup> 白鳥 則郎<sup>†2</sup>

本稿では、大規模言語モデル（LLM）を搭載したエージェント（LLM Agent）が自律的に情報システムを操作し、最新のリアルタイムデータを取得・活用できるマルチエージェント情報システムの設計について述べる。大規模言語モデルは膨大なテキストデータを学習して得られる包括的な知識を備えており、人間の知的作業を補完・支援する潜在能力を有する。しかし、膨大な計算資源を要するため、新規データを逐次学習し直すことは現実的ではない。そこで本稿のシステムでは、既存のモデルを基礎に、必要に応じて最新データを情報システムから取得して活用できる仕組みを導入する。これにより、人間が創造的なタスクに集中する一方、定型的・分析的な作業を LLM Agent が担い、効率的な知的作業を実現することを目的とする。

## Multi Agent System with Large Language Model for Symbiotic Computing

ATSUSHI TAKEDA<sup>†1</sup> and NORIO SHIRATORI<sup>†2</sup>

This article discusses the design of a multi-agent information system in which agents equipped with large language models (LLMs) autonomously operate information systems and acquire and utilize the latest real-time data. LLMs, trained on vast amounts of textual data, possess comprehensive knowledge and latent potential to complement and support human intellectual tasks. However, due to the significant computational resources required, it is impractical to continuously retrain these models with new data. To address this issue, the proposed system incorporates a mechanism that leverages the existing model while allowing it to obtain from information systems and utilize the latest data as needed. This enables humans to focus on creative tasks while the LLM agents handle routine and analytical work, aiming to achieve efficient intellectual operations.

### 1. はじめに

近年、ChatGPTをはじめとする高度な文章生成 AI が実用段階に達し、多種多様な知的作業を効率化できるようになった。文章生成 AI は、膨大な量の文章データを学習して得られる大規模言語モデル（Large Language Model, LLM）を中核技術としており、従来の自然言語処理技術に比べて格段に高い性能を示す。このような大規模言語モデルは、1人の人間の記憶能力をはるかに超える分量のテキストを学習することで、網羅的かつ汎用的な知識にもとづいた応答を可能とし、人間の知的活動を効果的に補完することが可能である。そのため、日々増大する情報を扱う上での有効性が期待され、文章生成 AI を活用することにより、社会全体としてより効率的かつ持続可能な活動が実現できると考えられている。

一方で、大規模言語モデルの構築や運用には膨大な計算リソースが必要となるため、新たに生成される膨大なテキストデータを逐一学習し直すことは現実的ではない。この問題を解決するためには、すでに学習を終えた大規模言語モデルに対して、必要に応じて最新のデータを検索し活用する仕組みが求められる。とりわけ、書籍や文献、ウェブページといった静的な情報源だけでなく、情報システムの通信ログやセンサーデータなど、リアルタイムで更新される動的なデータにも対応することは、人間社会を支援する総合的なシステムを構築する上で不可欠である。

そこで本稿では、最新のリアルタイムデータを活用可能な大規模言語モデルを内包したマルチエージェントシステムを提案する。本システムでは、LLM Agent と呼ばれる大規模言語モデルを搭載したエージェントが自律的に情報システムを操作し、必要なデータを収集・利用できるように設計している。さらに、大規模言語モデルには人間社会における常識や情報システムの操作方法などの静的な知識を学習させるだけでなく、情報システムとの連携を通じて動的な情報を取得し、人間がリアルタイムで必要とする最新データを活用できる仕組みとなっている。このような情報システムを実現することにより、大規模言語モデルを用いて人間社会に必要な情報を自律的に提供することが可能となり、人間と情報システムが共生する新たな情報社会の実現が期待される。本稿では、このマルチエージェントシステムの構成について述べ、その実現手法について検討する。

<sup>†1</sup> 東北学院大学データサイエンス学科

Department of Data Science, Tohoku Gakuin University

<sup>†2</sup> 中央大学 研究開発機構

Research and Development Initiative, Chuo University

## 2. 大規模言語モデルと情報システムの関係

従来より自然言語の文章を生成する研究自体は盛んに行われてきたが、近年の深層学習手法において、文章を構成する単語間の関係に着目したモデル構造が導入されたことにより、文章生成の性能は飛躍的に向上した<sup>1),2)</sup>。このような手法の確立により、単純な文法的整合性や意味の連関を超え、より文脈を深く理解した自然な応答や創造的な文章生成が可能となっている。さらに、深層学習を用いた自然言語モデルにおいて、パラメータ数と学習に用いるテキストデータの規模を拡大するにつれ、モデルが示す性能が大きく向上する傾向が明らかとなった<sup>3)</sup>。これにより、多数のパラメータを有し、膨大な量の文章データを学習した「大規模言語モデル」(Large Language Model, LLM)の研究開発が盛んに行われるようになり、GPT、Gemini、Llama など、さまざまな大規模言語モデルが開発された。さらに、これらのモデルを活用した ChatGPT などの文章生成 AI はすでに実用段階に達しており、文章要約や内容の要点抽出、問い合わせ対応など、多様な知的作業を効率化するツールとして広く普及しつつある。

大規模言語モデルがこのような飛躍的性能を発揮する背景には、大量のパラメータと膨大なテキストデータを基盤とする学習メカニズムが存在する。これにより、大規模言語モデルは個人の記憶能力を遥かに凌駕する量の情報を記憶することが可能となり、人間社会において蓄積されてきた文章に含まれる膨大な量の知識や常識にもとづいて文章を生成できる。これは、大規模言語モデルが幅広い領域の専門知識や一般常識にアクセスできる能力を獲得しており、大規模言語モデルを用いることで人間の知的活動を効果的に支援できることを意味する。具体的には、複雑な専門知識の整理や新たな視点を提供することで、研究・開発や高度な分析作業の効率を向上させ、人間がより創造的なタスクに注力できる環境を整える役割を担っている。さらに、大規模言語モデルに探索手法や推論アルゴリズムを組み合わせることで、複雑な論理問題に対する正確な解答を導出することが可能となった<sup>4),5)</sup>。これにより、単に知識にもとづいて文章生成を行うだけではなく、生成した結果を元に推論を行い、新たな仮説や解決策を提示するなど、より高度な知的作業を支援できる可能性がある。これにより、知識にもとづく文章生成の仕組みとしてだけではなく、複雑な社会的問題を解決するための意思決定支援手法としても期待されている

以前より、人間の知的活動を支援するための情報システムの開発が数多く行われてきたが、一般的にはシステムの利用者が直接操作を行い、データを取得して活用する形態が主流であった。このような情報システムの利用形態を図 1(a) に示す。一方、近年の大規模言語

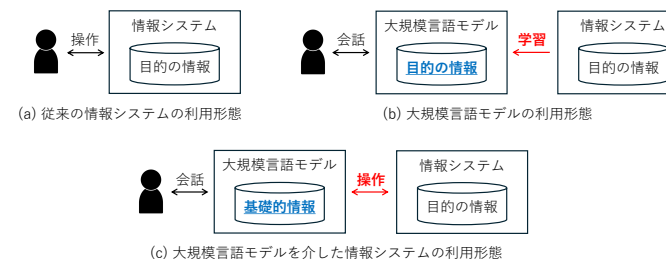


図 1 大規模言語モデルと情報システムの利用形態

Fig. 1 Usage Patterns of Large Language Models and Information Systems.

モデルの発展により、自然言語を用いて大規模言語モデルに問い合わせを行うことで、専門的な知識を要さずに対話的な形式で情報を取得できる環境が整いつつある。大規模言語モデルは、Web アプリケーションなどの情報システムに保存されているデータを学習することで、利用者からの問い合わせに応じた自然な文章生成を行い、応答を返す能力を獲得している。このような大規模言語モデルを用いた情報システムの利用形態を図 1(b) に示す。

一方、大規模言語モデルの学習には膨大な計算リソースが必要となるため、新たに生成されるデータを逐次学習に加えることは現実的ではない。そのため、すでに学習を終えた大規模言語モデルであっても新しいデータに対応可能とするための仕組みが求められている。例えば、新しい文章データによって構築されたデータベースを必要に応じて検索することで、大規模言語モデルが学習していない情報に対しても適切な応答を返す仕組みである Retrieval Augmented Generation (RAG) を用いた手法が多数提案されている<sup>6),7)</sup>。

しかし、RAG では事前に文章データベースを構築しておく必要があるため、刻々と変化するリアルタイムデータに対しては十分に対応できないという問題がある。例えば、大規模言語モデルを用いて情報システムのログを解析すればシステム内の異常を早期に検知することが可能<sup>8)</sup>となるが、RAG を介してリアルタイムで生成されるログデータを逐次取り込むことは容易ではない。そのため、変動が激しいデータや高頻度で更新される情報を扱う場面においては、あらかじめデータベースを作成するのではなく、大規模言語モデル自体が情報システムに直接アクセスして必要なデータを取得する仕組みが必要とされている。このような大規模言語モデルと情報システムが連携する形態を図 1(c) に示す。

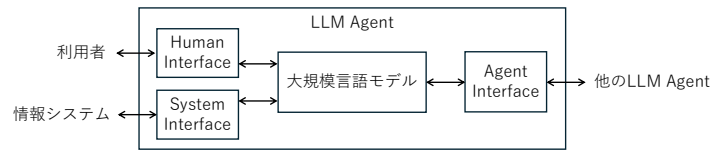


図 2 提案システムの LLM Agent の構成  
 Fig. 2 Architecture of LLM agent in the proposed system.

### 3. 大規模言語モデルを用いたマルチエージェント情報システムの設計

本稿では、大規模言語モデルを用いて情報システムからデータを取得して活用するためのマルチエージェントシステムを提案する。提案システムは、大規模言語モデルを搭載したエージェント（LLM Agent）が情報システムを自律的に操作することで、必要なデータを効率的に収集し、そのデータを活用して多様なタスクを実行できる構成となっている。本システムの LLM Agent は、大規模言語モデルに加えて、User Interface、System Interface、Agent Interface の 3 つのインターフェースを備える。提案システムで動作する LLM Agent の構成を図 2 に示す。User Interface は利用者との自然言語による対話を司るモジュールであり、利用者からの問い合わせを受け付け、得られた大規模言語モデルの応答を利用者へ返却する役割を担う System Interface は情報システムとの通信を担当し、情報システムからのデータ取得および大規模言語モデルの応答設定を行うことで、LLM Agent がシステム操作を自律的に実行できるようにする。さらに、Agent Interface は他の LLM Agent との連携を可能にするモジュールであり、問い合わせの受け付けや大規模言語モデルによる応答の送受信を行うことで、複数のエージェント間での協調動作を支援する。これら 3 つのインターフェースの連携によって、LLM Agent は利用者や情報システム、そして他のエージェントとのコミュニケーションを円滑に行い、多様な場面に応じて最適な情報取得と知的支援を実現する。

大規模言語モデルを搭載したエージェントを活用するマルチエージェントシステムに関する研究は、現在までも多く行われており、近年ますます活発化している<sup>9)</sup>。しかし、既存研究の多くは、複雑な課題に対処するために複数のエージェントが協調することを主眼に据えており、その過程で大規模言語モデルを用いてエージェント間のコミュニケーションを円滑化することに焦点を当てている。一方で、本稿が提案するシステムは、大規模言語モデルを用いて情報システムからデータを取得して活用することを目的としている。そのため、

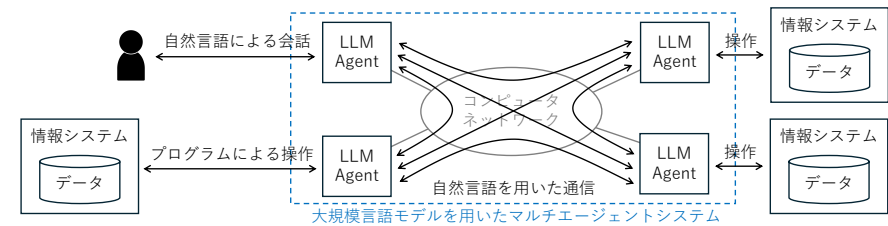


図 3 提案システムの全体図  
 Fig. 3 Overall architecture of the proposed system.

提案システムの LLM Agent は人間と情報システムの間で介在するエージェントとして位置づけられており、他の LLM Agent と協調動作するだけでなく、情報システムからリアルタイムにデータを取得して活用する仕組みを有する。具体的には、LLM Agent が大規模言語モデルを用いて他のエージェントとのコミュニケーションを図りつつ、必要に応じて情報システムを操作し、更新頻度の高いデータを取り込み、それをもとに知的タスクを遂行する機能が求められる。

提案システムには、利用者からの問い合わせに回答を作成する LLM Agent と、状況に応じて情報システムを操作しデータを取得する LLM Agent の 2 種類が存在する。これらの LLM Agent はコンピュータネットワークを介して相互に接続されており、各種タスクの実行に必要な情報を共有することで複雑な課題に対処できるよう設計されている。LLM Agent 間の通信は、大規模言語モデルを活用した自然言語ベースのやり取りで行われるため、人間が理解しやすい形式を維持したまま、専門的な技術情報や経過報告などを効率的に交換することが可能となる。情報システムを操作する LLM Agent は、同じく大規模言語モデルを用いて情報システムを操作するためのプログラムを動的に生成し、そのプログラムを実行することで必要なデータを取得する。さらに、この LLM Agent は情報システムからデータを取得するだけでなく、システムへのデータ登録を行うことも可能であり、リアルタイムかつ双方向性の高い運用を支援する。

これらの機能により、刻々と変化する状況に応じて情報を取得し、それを基に適切な応答やアクションを実行できる点が本システムの大きな特徴である。LLM Agent が情報システムからリアルタイムデータを取得可能となることで、人間の活動と連携した柔軟な支援が可能になる。たとえば、利用者の要求内容や現在の環境状態に合わせてデータを動的に収集分析し、得られた洞察に基づいて適切な提案や意思決定支援を行うことができる。

#### 4. 提案システムの実現に向けた課題

提案システムを実現するためには、まず大規模言語モデルを用いて情報システムを操作し、他のエージェントと協調して課題解決に取り組む LLM Agent を実現する必要がある。これらの LLM Agent は、従来のマルチエージェントシステムと同様に、設定された目標を達成するための計画を自律的に立案し、他のエージェントとの協調を通じてタスクを遂行することが求められる。一方、従来のマルチエージェントシステムと異なり、本研究で想定する LLM Agent は、大規模言語モデルを活用して自然言語によるコミュニケーションを実現する点に特徴がある。これにより、エージェント間で交わされる情報を人間が理解しやすい形式でやり取りできるため、人間の監視・介入において高い可読性と説明可能性が期待される。一方、LLM Agent 間の通信プロトコルとして自然言語を採用するアプローチ<sup>9)</sup> は依然として研究途上であり、特に大規模言語モデルが生成した自然言語メッセージを通じて情報システムに関するデータを正確に交換するためには自然言語処理技術の更なる高度化が必要とされる。具体的には、大規模言語モデルが生成した文章を他の LLM Agent が正しく解釈し、誤解や情報漏れを最小化するための仕組みや、情報システムとのインタラクションを安全かつ円滑に実行するための手法の整備が求められる。

提案システムでは、LLM Agent に対して情報システムを操作する機能が求められる。従来の API などの特定のインタフェースを経由する手法とは異なり、本システムでは、大規模言語モデルを用いて情報システムを制御するためのプログラムを自動生成し、そのプログラムを実行することでシステムを操作する設計を採用している。しかし、このように大規模言語モデルを活用して情報システムを操作するためのプログラムを作成する技術は、これまで十分には研究されてこなかった。大規模言語モデルは、オープンソースソフトウェアの仕様書や GitHub 上で公開されているプログラムなど、多種多様なコードを学習データとして取り込んでいるため、特定の操作が必要とされる情報システムに対しても、その操作手順をプログラムとして生成できる可能性があると考えられる。そのため、与えられた目的や操作対象を明確化したうえで、大規模言語モデルが生成したプログラムを情報システム上で実行し、必要な情報を取得する一連のプロセスを確立することが本稿の中心的な課題となる。

#### 5. おわりに

本稿では、大規模言語モデルを用いたマルチエージェントシステムの概要と、そこにおける LLM Agent の設計と運用に関する要点について述べた。提案システムは、利用者からの

問い合わせに対する自然言語応答だけでなく、情報システムからリアルタイムにデータを取得し、必要に応じてシステム操作やデータ登録を行う機能を有する点に特徴がある。さらに、LLM Agent 間の通信にも自然言語を活用することで、エージェント同士および人間の理解を考慮した可読性の高い情報共有を実現する。提案システムの実現には少なくない課題が残されているが、このシステムを実現することにより、大規模言語モデルと情報システムが連携して人間の知的活動を効果的に支援する新たな情報社会の実現が期待される。

#### 参考文献

- 1) Ashish Vaswani, Noam Shazeer, Niki Parmar, Jakob Uszkoreit, Llion Jones, AidanN Gomez, Lukasz Kaiser, and Illia Polosukhin. Attention is all you need. In *Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS2017)*, volume30, 2017.
- 2) Alec Radford, Karthik Narasimhan, Tim Salimans, and Ilya Sutskever. Improving language understanding by generative pre-training. 2018.
- 3) Jordan Hoffmann, Sebastian Borgeaud, Arthur Mensch, Elena Buchatskaya, Trevor Cai, Eliza Rutherford, Diego deLas Casas, LisaAnne Hendricks, Johannes Welbl, Aidan Clark, etal. Training compute-optimal large language models. *arXiv preprint arXiv:2203.15556*, 2022.
- 4) TrieuH Trinh, Yuhuai Wu, QuocV Le, HeHe, and Thang Luong. Solving olympiad geometry without human demonstrations. *Nature*, 625(7995):476–482, 2024.
- 5) YuZhao, Huifeng Yin, BoZeng, Hao Wang, Tianqi Shi, Chenyang Lyu, Longyue Wang, Weihua Luo, and Kaifu Zhang. Marco-01: Towards open reasoning models for open-ended solutions. *arXiv preprint arXiv:2411.14405*, 2024.
- 6) Yunfan Gao, Yun Xiong, Xinyu Gao, Kangxiang Jia, Jinliu Pan, Yuxi Bi, YiDai, Jiawei Sun, and Haofen Wang. Retrieval-augmented generation for large language models: A survey. *arXiv preprint arXiv:2312.10997*, 2023.
- 7) Michael Iannelli, Sneha Kuchipudi, and Vera Dvorak. Sla management in reconfigurable multi-agent rag: A systems approach to question answering. *arXiv preprint arXiv:2412.06832*, 2024.
- 8) 武田 敦志. 大規模言語モデルを用いた情報システム異常検知手法の検討. 研究報告マルチメディア通信と分散処理, 2024(5):1–5, 2024.
- 9) Taicheng Guo, Xiuying Chen, Yaqi Wang, Ruidi Chang, Shichao Pei, Nitesh V Chawla, Olaf Wiest, and Xiangliang Zhang. Large language model based multi-agents: A survey of progress and challenges. *arXiv preprint arXiv:2402.01680*, 2024.