

実社会 SNS 情報を用いた LLM エージェントベース SNS シミュレーション

村上研究室 f21038 5J11 小山弘人

背景・目的

SNS 上での情報拡散や世論形成のメカニズムを理解するためには、実社会の SNS データを用いたシミュレーションが有効である。しかし、既存の研究では実社会の複雑なユーザー行動や相互作用を十分に再現できていない。本研究では LLM エージェントを活用し、実社会 SNS データに基づくシミュレーション手法を目的とする。

先行研究

先行研究では、被験者 204 名のアンケートから得た人格データを用いて LLM エージェントをモデル化し、シミュレーション環境を構築している。この環境で、ユーザー行動の予測、誤情報の拡散過程、およびファクトチェック戦略の影響を分析している。

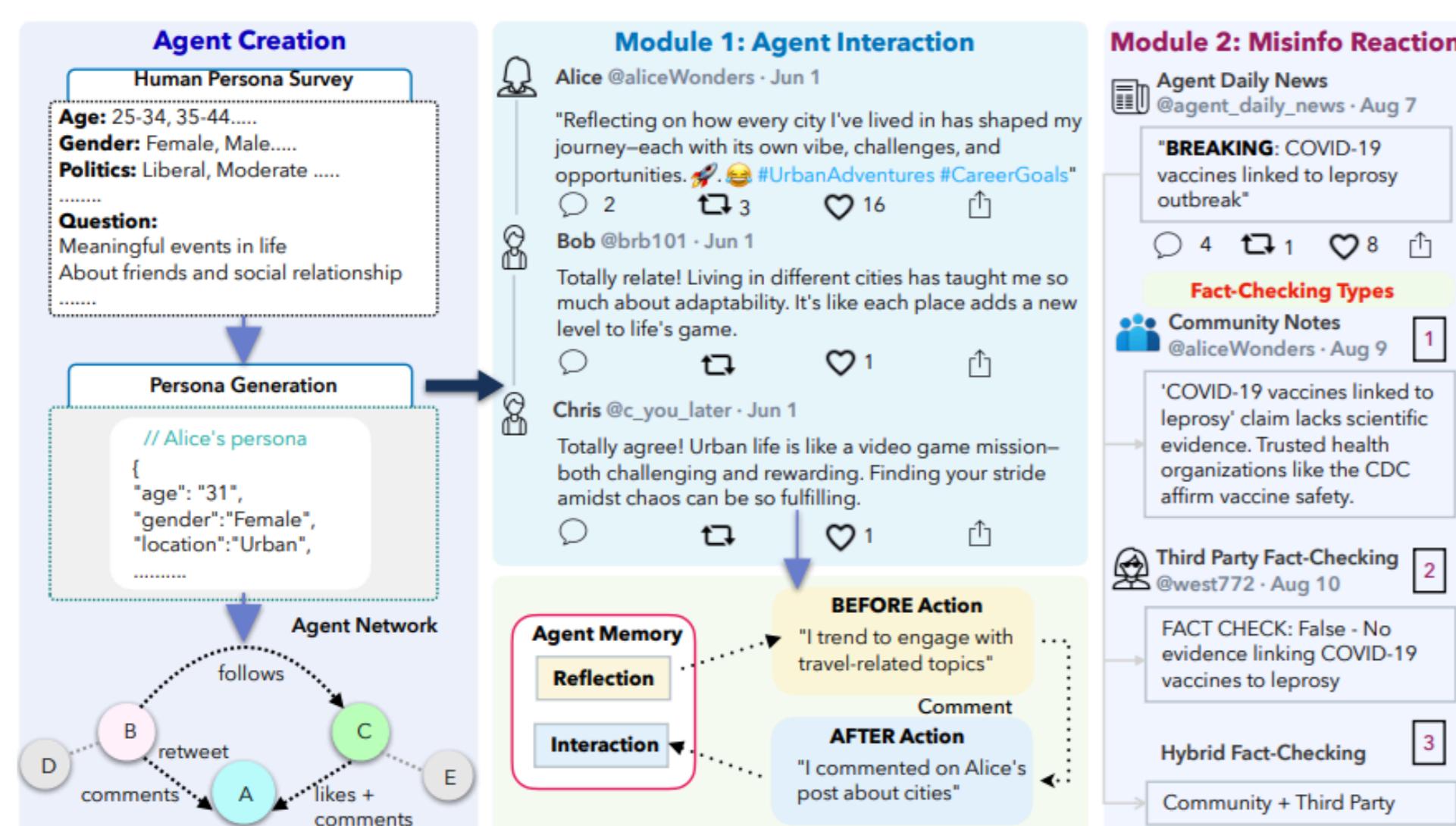


Figure 1: 先行研究概要(出典:[1])

シミュレーション構成

初期人数: 50 人

タイムステップ: 40 回

LLM: gpt-4o, claude-3.7-sonet, deepseek-v3

ファクトチェック: 第三者、コミュニティノート、ハイブリッド型

ステップごとの処理は以下のようになっている。

1. ニュースを投入する
2. ランダムで新規ユーザーを投入する (最大 2 人)
3. フィード内にあるニュースに対する反応を LLM に基づき生成
4. 定期的に自分の行動を記録する

このシミュレーションで、誤情報は正しい情報と比べて拡散しにくいことや、使用した LLM やファクトチェック戦略によって効果の違いがあり、結果 claude-3.7-sonet のハイブリッド型が最も誤情報拡散の減少に効果的であることが示された。

それに加え、シミュレーションの再現度を検証するため、被験者 204 名と対応するエージェントに対し、誤情報を含む 30 件の投稿を提示する比較実験を行った。得られた反応の平均値を独立二標本 t 検定により分析し、両者の行動パターンに統計的な整合性があることが示された。

現在の進捗と今後の展望

現状、Bluesky でのデータ収集と並行してシミュレーションの実装を進めている。Bluesky のユーザーは現在 300 万ユーザー分の収集を完了しており、最終的には 3000 万ユーザー分の収集を目指している。またシミュレーションは先行研究のコードをベースに実装しており、現在はペルソナ生成のためのコーディングをしている段階である。

今後の展望としては、まずシミュレーションの各種設定を実社会データに基づき調整・実装し、最終的にはより実社会データに基づくシミュレーション環境にてコミュニティの成長や話題の発生や拡散を分析する予定である。

提案手法

先行研究の手法は比較的正確なペルソナの再現が可能であるものの、抽象的な属性データへの依存度が高く、SNS 特有のコミュニティ構造や文脈の再現には限界がある。加えて、アンケート調査には多大なコストを要するため実験規模は数百人程度に留まっていた。そこで本研究では、実社会の SNS データを用いることでこれらの課題を解決し、大規模かつ現実的なシミュレーション環境を構築することを提案する。

1. ペルソナの生成

まず、SNS データを Bluesky API を用いて収集し、ペルソナ生成に必要なユーザー属性や行動データを抽出する。

ペルソナ生成に用いるデータは主に以下の通りである。

- ・ユーザーのプロフィール説明文
- ・投稿テキスト
- ・リポスト投稿テキスト
- ・フォローアクションのプロフィール説明文や投稿テキスト

これらを用いてユーザーの興味関心や行動傾向を LLM で分析し、ペルソナを生成する。

2. 投稿頻度のシミュレーション

次に、ユーザーごとの投稿頻度を設定する。先行研究ではタイムステップ単位で同時に投稿や反応が行われていたが、実社会ではユーザーごとに投稿頻度が大きく異なる。そこで、収集したデータから各ユーザーの平均投稿頻度を割合で算出し、シミュレーション内ではこれに基づき投稿行動が行われる。これにより、より現実的な投稿パターンを再現することが可能となる。

3. フォローネットワークの構築

先行研究では、フォローネットワークの初期化に以下のようないくつかの方法が採用されていた。

$$p_k = \frac{\deg k}{\sum_{k=1}^n \deg k}$$

p_k : 新しくネットワークに追加されるノードが既存のノード k に接続する確率
 $\deg k$: 既存のノード k の次数
 $\sum_{k=1}^n \deg k$: ネットワークに存在する全てのノードの次数の合計

BA モデルはノードの属性を考慮せず次数のみに依存するため、SNS に見られる全体構造の再現は困難である。しかし、属性が類似したノードが集まるクラスタ内においては優先的選択の原理が働くため、クラスタ内におけるフォローネットワークの構築として有効であると考えられる。

4. 自律的話題検索 LLM エージェントの実装

最後に、話題を自律的に検索し参加する LLM エージェントを実装する。このエージェントは、シミュレーション内のユーザー行動やトレンドデータを分析し、現在注目されている話題を特定する。その後、その話題に関連する投稿・リアクションを生成し、情報拡散のダイナミクスをより現実的に再現する。

参考文献

- [1] Liu, Genglin, Vivian Le, Salman Rahman, Elisa Kreiss, Marzyeh Ghassemi, Saadia Gabriel. 「MOSAIC: Modeling Social AI for Content Dissemination and Regulation in Multi-Agent Simulations」. arXiv:2504.07830. Preprint, arXiv, 2025 年 10 月 26 日. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2504.07830>