

Agent-Based Modelling Meets Generative AI in Social Network Simulations

<https://arxiv.org/html/2411.16031v1>

0. Introduction

- 온라인 소셜 네트워크에서 정보 확산, 영향력 동학, 커뮤니티 형성 등의 복잡한 사회적 현상을 모사하기 위해 Agent-Based Modelling(ABM)이 많이 활용되어 왔음.
- 그러나 ABM은 에이전트 간 상호작용 규칙이나 정보 흐름 역학을 수작업으로 설정해야 하며 이로 인해 실제 세계 적용가능성이 떨어지고 연구자 편향이 개입될 가능성이 있음.
- 최근 대형 언어모델(LLM)의 인간처럼 언어를 생성하고 추론하는 능력이 사회모델링에도 활용될 가능성이 제기됨.

1. Overview

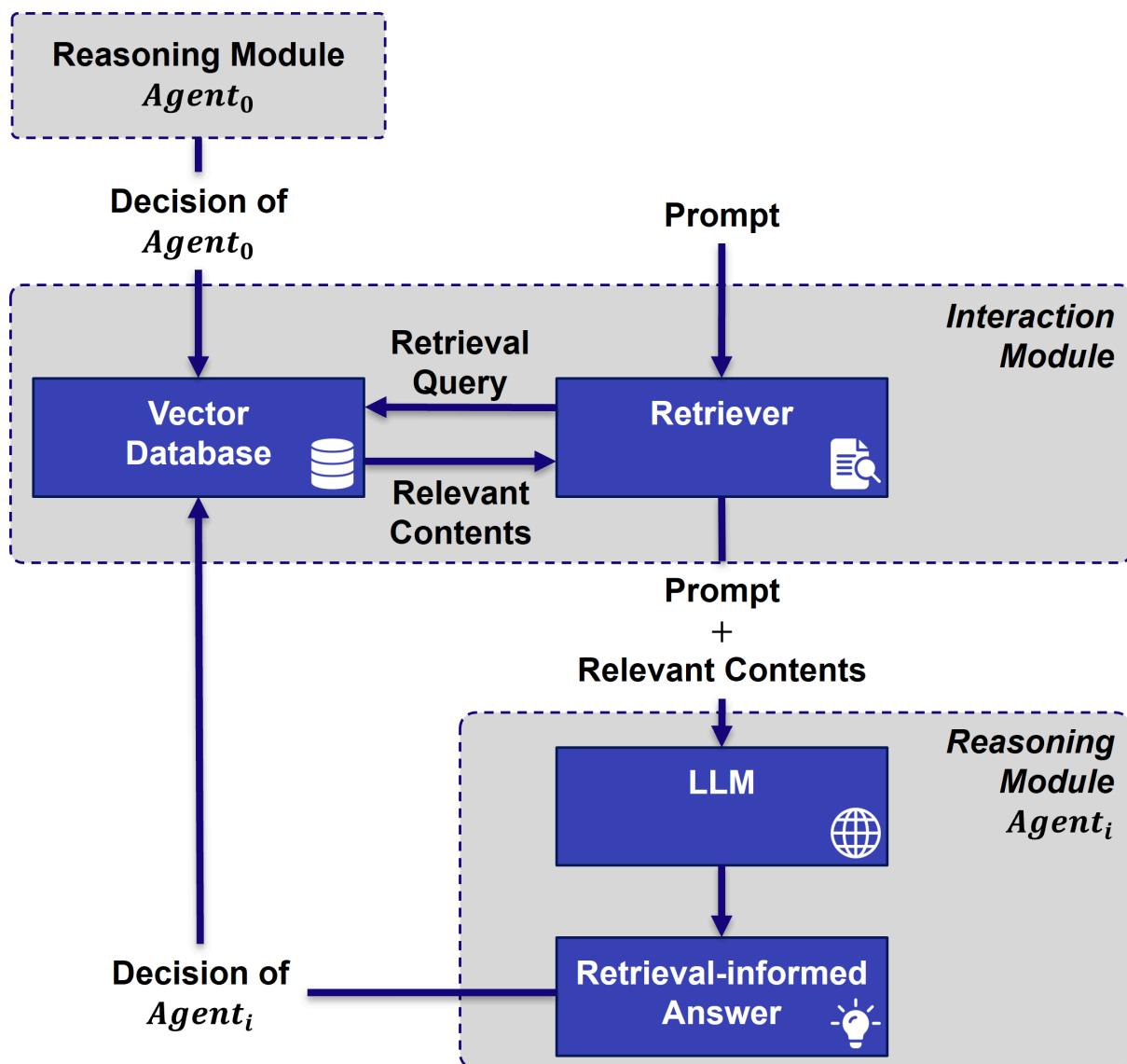
- Characterization Phase : 실제 사용자의 게시글을 이용해 프롬프트 기반으로 성격(personality)과 관심사(interests)를 추출해 에이전트 초기화.
- Simulation Phase : 에이전트들이 실제 소셜미디어 스타일의 환경에서 활동하며 결정(게시/리쉐어/비활동)을 내리도록 구성됨. Reasoning Module과 Interaction Module로 구성됨.
- Interaction Module은 RAG(Retrieval-Augmented Generation) 방식으로 에이전트들이 이전 행동을 기반으로 다른 에이전트의 게시글을 추천받거나 노출됨.

2. Challenges

- 실제 사용자 행동을 잘 반영하는 에이전트 설계의 어려움 : 성격, 관심사, 게시·리쉐어 패턴 등을 단순 규칙으로 정의하기 힘듦.

- 에이전트 간 상호작용, 노출(rec) 전략, 추천 노출 영향 등이 복잡하여 정형화된 매개변수로 포착하기 어려움.
- 대형 언어모델을 활용할 경우 프롬프트 설계, 컨텍스트 창(context window) 용량, 외부 기억 저장(vector database) 구축 등 기술적·리소스적 이슈 존재
- 시뮬레이션의 현실성(fidelity)을 확보하기 위해 실제 사용자 데이터와 비교 평가가 필요하고, 추천 전략이 사회적 영향(동질성, 극화) 등에 미치는 영향도 고려해야 함.

3. Method



- 3.1 Characterization Phase:

- 실제 사용자의 트윗 데이터를 입력으로 사용. 프롬프트 기반으로 LLM에게 성격 및 관심사 기능을 묻고 응답 결과를 에이전트의 초기 상태로 설정함.
 - 이 방식으로 성격(personality traits) 및 관심사(interests)를 설정하면, 에이전트가 다양하고 현실감 있는 사용자처럼 행동 가능함.
- **3.2 Simulation Phase:**
- 두 모듈 존재:
 - Reasoning Module : 각 에이전트가 매 반복(iteration)마다 게시(original), 리쉐어(reshare), 비활동(idle) 중 하나를 선택. LLM이 프롬프트를 통해 해당 선택과 이유(reason), 콘텐츠(content)를 생성함.
 - Interaction Module : 에이전트의 행동과 콘텐츠를 벡터 데이터베이스에 저장. 이후 RAG를 통해 다른 에이전트의 게시물이나 추천 콘텐츠를 검색해 각 에이전트의 다음 행동에 영향을 줌. 이는 노출 전략(recommendation strategy)이 시뮬레이션에 반영됨.
 - 추천 전략(노출 방식) 설정 :
 - Preference-based recommendation : 에이전트의 관심사에 맞춘 콘텐츠 노출
 - Random recommendation : 관심사와 상관없이 랜덤한 콘텐츠 노출

이러한 전략이 커뮤니티 형성 및 에코챔버 발생 여부에 어떤 영향을 미치는지 탐구 함.

4. Experiments

Table 1: Top-10 Keywords in Real Case and Simulation

Real Case	Simulation
realdonaldtrump	trump
trump	president
president	biden
biden	administration
joebiden	freedom
people	maga
america	actions
covid	change
time	covid
maga	state

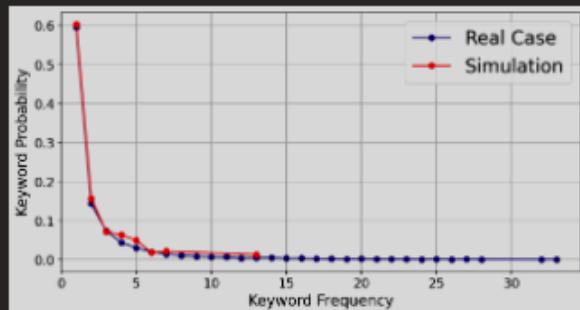
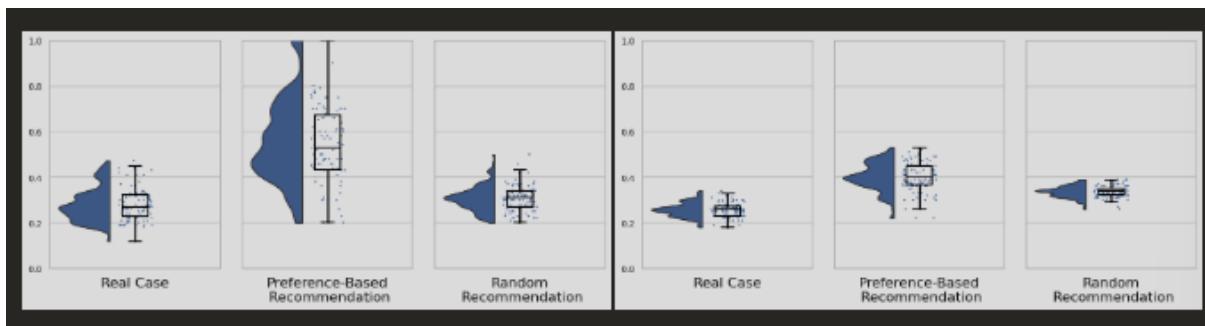


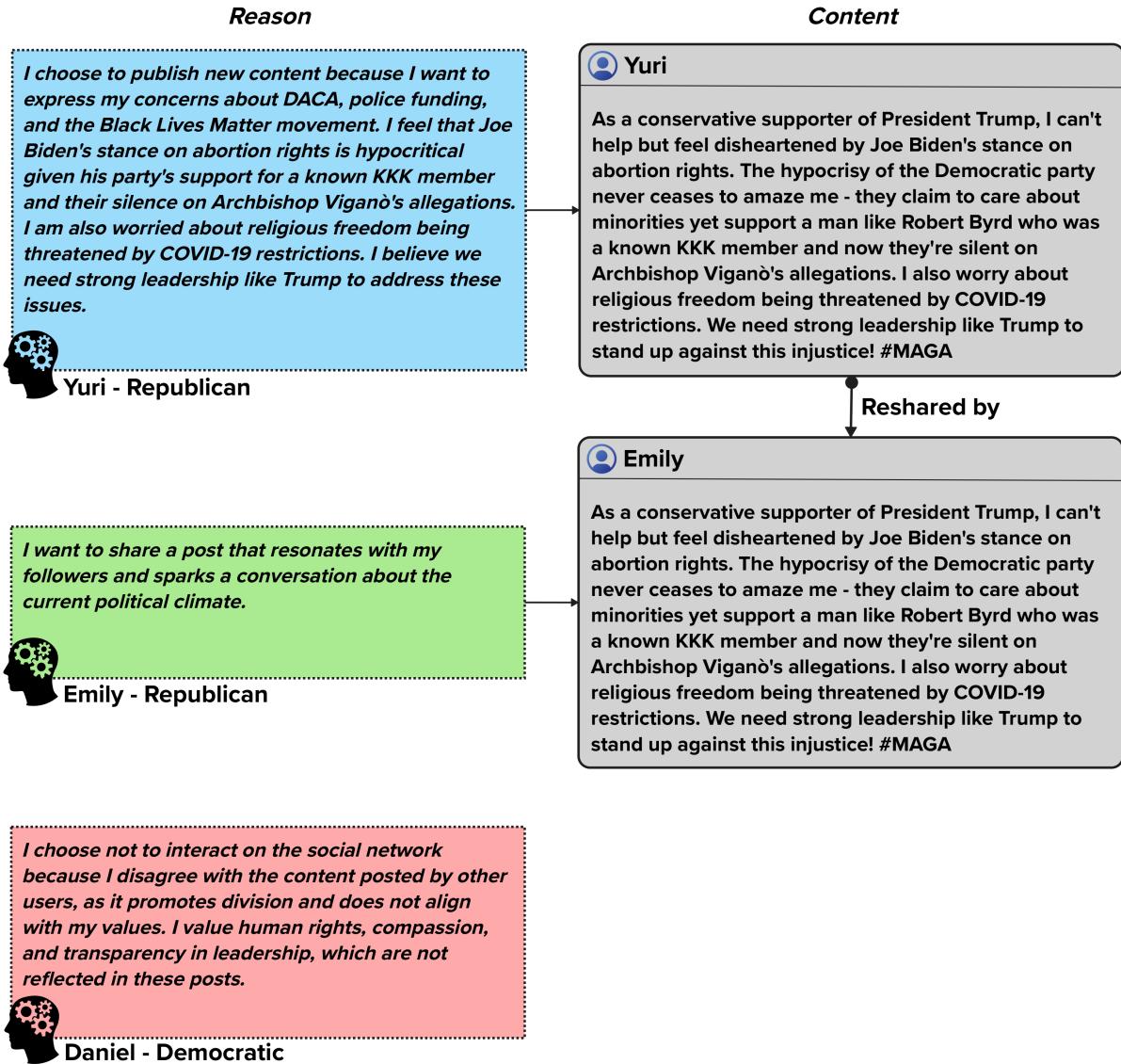
Figure 3: The distributions of keywords usage in real Twitter discussions and the simulation.

The x-axis represents the number of occurrences of a keyword, while the y-axis represents the probability of encountering a keyword with a specific frequency.

Table 2: Results of Political Leaning Analysis and Interaction Patterns

	Political Leaning Analysis				Interaction Patterns		
	Consistent Users	Changed Users	Spearman Coefficient	P-Value	Original Publications	Non Interactions	Reshares
Pref-Based	88%	12%	0.494	<0.05	38.9%	10.5%	50.6%
Random 1	86%	14%	0.498	<0.05	90.0%	1.6%	8.4%
Random 2	88%	12%	0.490	<0.05	89.1%	2.5%	8.4%
Random 3	89%	11%	0.509	<0.05	90.1%	1.9%	8.0%





Homophily Analysis		Controversy Metrics			
	Modularity	Homophily?	RWC	BCC	
Pref-Based	0.375	Yes, -10% inter-cluster edges (p-value <0.05)	0.692	0.423	0.334
Random 1	0.416	No, +4% inter-cluster edges	0.423	0.189	0.071
Random 2	0.416	No, +6% inter-cluster edges	0.541	0.230	0.268
Random 3	0.428	No, +4% inter-cluster edges	0.431	0.362	-0.009

- Intel i7-11800H, 16 GB RAM, NVIDIA RTX 3060 Laptop GPU. 약 15시간/시뮬레이션(10 iteration 기준) 수행.
- 오픈소스 LLM으로 Dolphin 2.1 Mistral 7B 사용 (비상업용 모델)

- 트위터 2020 미국 대선 관련 데이터: 2020년 6월 ~ 12월, 12 백만 트윗, 1.1 백만 유저.
- 봇으로 판단된 계정은 제거함. 사용자 중 100명을 선정해 정치 성향(annotation) 부여: 공화당 73명, 민주당 27명. 이들을 에이전트로 초기화함.
- RQ1: 키워드 사용(top 10), 관심사(정치 성향), 콘텐츠 유사성(semantic similarity) 분석.
- RQ2: 에이전트 간 리쉐어 활동(sharing activity), 동질성(homophily), 에코챔버 (echo chamber) 분석.

5. Results

- RQ1 결과:
 - 키워드 사용 빈도 분포에서 실제 사용자와 에이전트 간 유사성 확인됨.
 - 정치성향 상관관계 : preference-based 추천과 랜덤 추천 모두에서 에이전트의 정치성향이 원사용자와 강한 양의 상관관계 나타냄(Spearman ≈ 0.49 , $p < 0.05$)
 - 콘텐츠 유사성(Self-Similarity)에서 에이전트가 실제 사용자보다 주제 집중도가 높게 나타남(권고: preference-based 설정 시) → 에이전트가 반복적으로 유사 콘텐츠를 생산함.
- RQ2 결과:
 - 리쉐어 활동 : preference-based 추천에서는 리쉐어 비율이 높았음($\approx 50.6\%$) vs 랜덤 추천($\approx 8\%$) → 추천 전략이 활동 형태에 큰 영향.)
 - 동질성 분석 : preference-based 추천 시 에이전트 간 이질적(inter-cluster) 연결이 약화되며 동질적 집단 형성됨(homophily 강화) $\sim 10\%$ 적음.
 - 에코챔버 분석 : preference-based 추천 시 논쟁성(controversy) 지표가 더 높게 나타남 → 노출 전략이 에코챔버 강화 요인으로 작용

6. Insight

- 이 연구는 LLM-기반 제너레이티브 에이전트를 ABM 프레임워크에 통합함으로써 소셜 미디어 시뮬레이션의 현실성(fidelity)을 높일 수 있음을 보여줌.
- 특히 shared embedding 수준이 아니라 개별 사용자성향과 관심사를 반영해 에이전트를 초기화한 점이 중요함.

- 규칙 기반 에이전트 설계 대비 유연성 및 표현력 향상
- 실제 사용자 데이터와 비교 평가하여 검증됨
- 사용된 LLM이 여전히 규모나 맥락 처리 능력 면에서 최신 모델 대비 제약이 있을 수 있음
- 시뮬레이션이 10 iteration 등 상대적으로 짧은 시간/단계로 진행됨 → 장기 변화나 동적 환경 변화 반영이 제한되어 있을 수 있음
- 추천 전략이 단순화된 형태(pseudo recommendation)로 구현됨 → 실제 추천 시스템 복잡도를 반영하기 어려움