

DisCoRec: Disentangled Conformity-aware Recommendation with LLM-Guided Multi-View Learning

대규모 언어 모델을 활용한 멀티 뷰 학습 기반의 동조성 인식 추천 시스템

DILAB 석사과정 송민경



충남대학교



Table of Contents

01 Introduction

02 Methodology

03 Experiments

04 Conclusion

Introduction

Introduction

• Recommender System

Overview

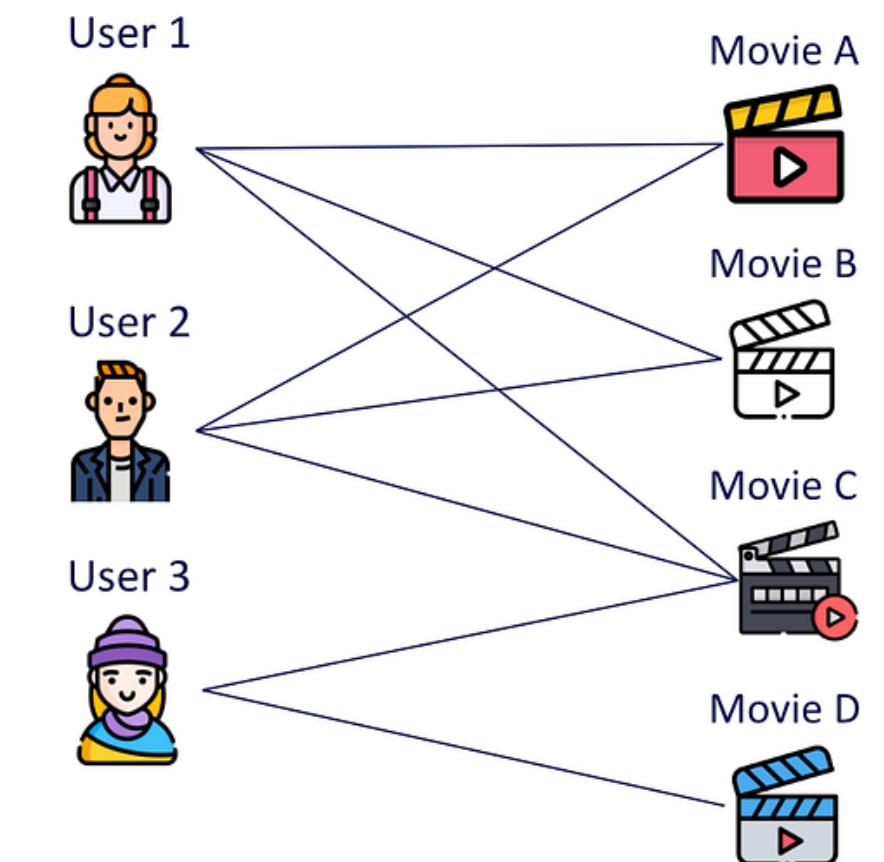
- ◆ 정보 과부화 시대에 사용자가 선호할 만한 아이템을 예측하고 제안하는 시스템
- ◆ 목표: 사용자-아이템 간의 선호도를 예측

Graph based RS

- ◆ 사용자-아이템 상호작용을 이분 그래프(Bipartite Graph)로 모델링
 - ◆ 노드: 사용자와 아이템 / 엣지: 상호작용
- ◆ GNN(Graph Neural Networks)을 활용하여 그래프 구조에서 임베딩 학습

Prior Works

- ◆ NGCF: GNN을 활용하여 사용자-아이템 이분 그래프의 고차원 연결성을 명시적으로 임베딩에 주입 [1]
- ◆ LightGCN: GCN의 불필요한 요소 제거 후 이웃 노드의 임베딩을 단순 집계하여 경량화 [2]
- ◆ PinSage: 대규모 그래프에서 랜덤 워크 기반 이웃 샘플링과 GCN을 결합 [3]



[1] He, Xiangnan, et al. "Lightgcn: Simplifying and powering graph convolution network for recommendation." *Proceedings of the 43rd International ACM SIGIR conference on research and development in Information Retrieval*. 2020.

[2] Wang, Xiang, et al. "Neural graph collaborative filtering." *Proceedings of the 42nd international ACM SIGIR conference on Research and development in Information Retrieval*. 2019.

[3] Ying, Rex, et al. "Graph convolutional neural networks for web-scale recommender systems." *Proceedings of the 24th ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery & data mining*. 2018.

Introduction

- Motivation



- ◆ 사용자의 선택은 개인적 의도와 사회적 동조성과 같은 복합적인 요인에 의해 결정됨
- ◆ **동조성(Conformity):** 사용자가 인기 아이템을 추종하는 경향 및 아이템의 사회적 영향력
- ◆ **의도(Intent):** 특정 맥락에서의 사용자 요구 및 아이템의 차별화 측면

Introduction

- **LLM-based Recommendation**

- ◆ 언어 정보를 임베딩으로 만들어 그래프 표현을 보완
- ◆ 잠재 요인의 의미를 더 명시적으로 만들려는 흐름
- ◆ 하나의 intent 신호만 모델링 → 의도와 동조성이 섞임

- **Attention-based Explainability**

- ◆ 기존 연구에서 attention은 중요한 상호작용을 강조하고, α 를 설명처럼 사용
- ◆ α 는 단지 계산을 위한 가중치로, 추천의 설명으로서는 근거가 부족함 [5]



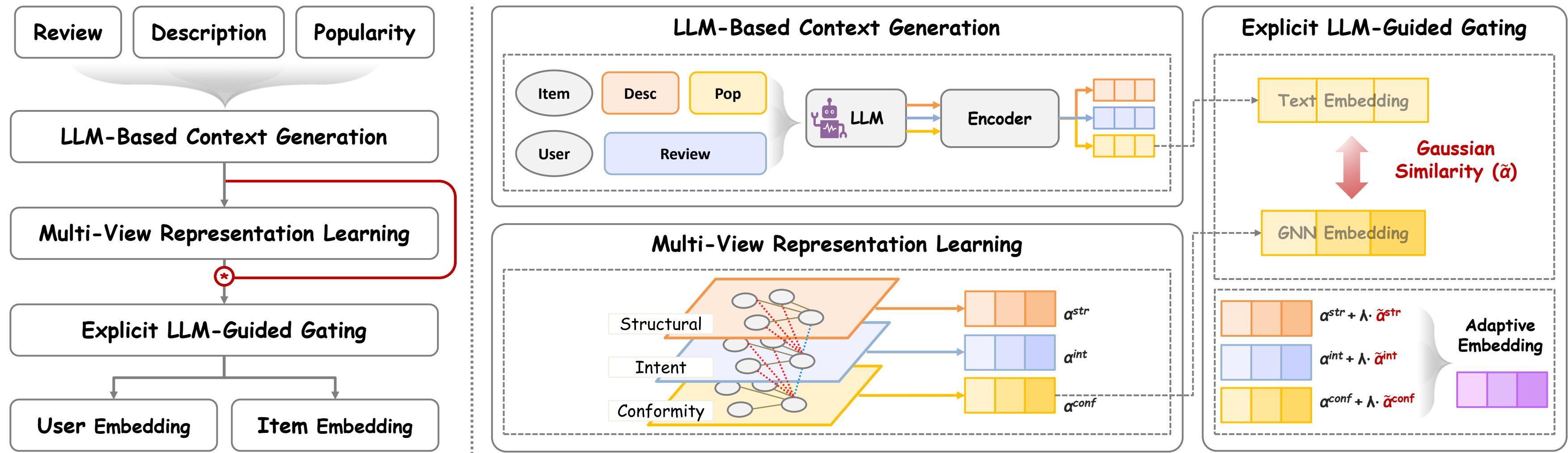
멀티 뷰 학습 및 LLM 기반 의미 신호 보정을 통해 의도와 동조성을 분리하는 추천시스템

Disentangled Conformity-aware Recommendation with LLM-Guided Multi-View Learning

Methodology

Methodology

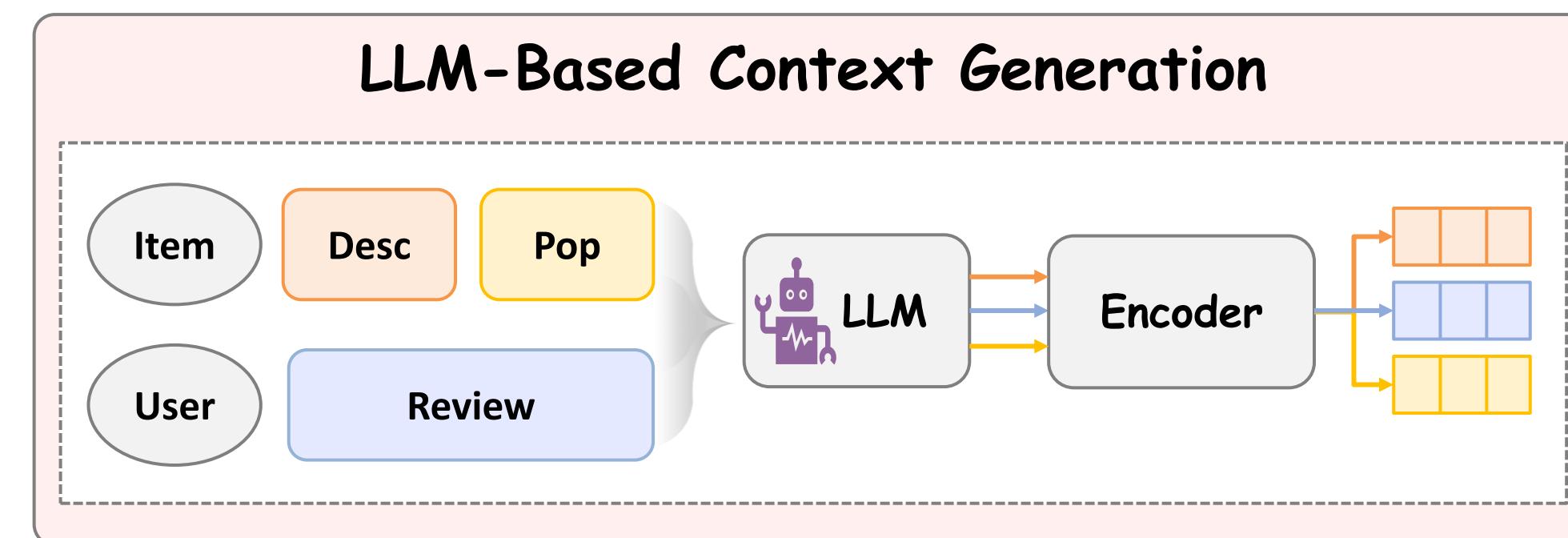
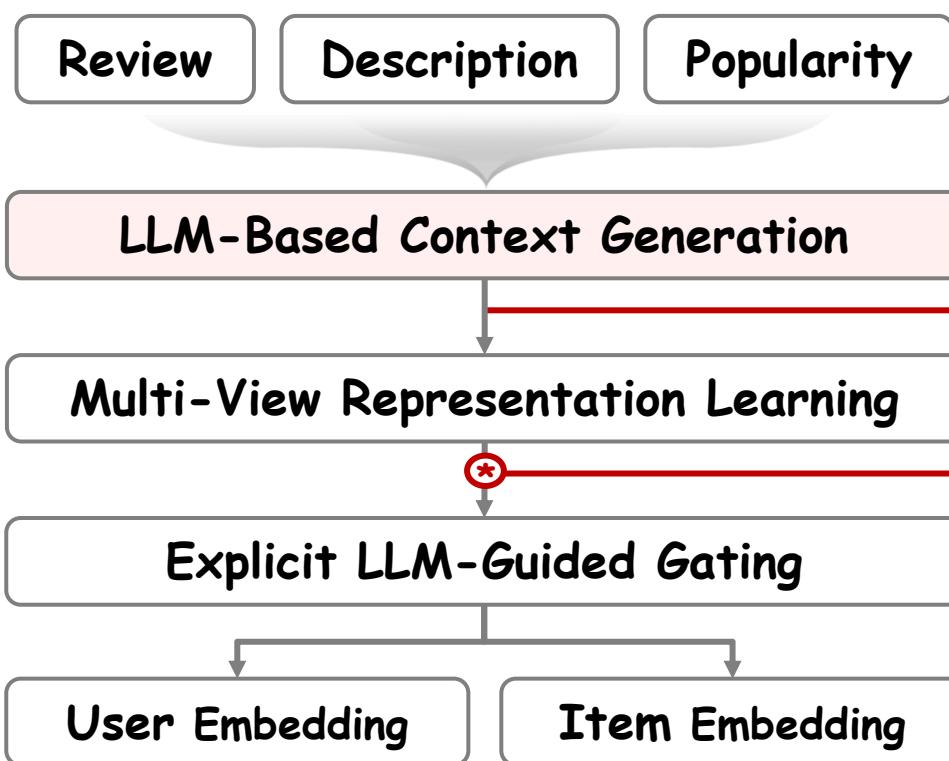
- DisCoRec Framework



Methodology

- **LLM-Based Context Generation**

- ◆ 그래프 구조만으로는 추론하기 어려운 의미를 주입하기 위해 LLM을 활용
- ◆ 사용자의 리뷰 및 아이템의 설명 → 사용자 및 아이템의 프로필과 의도 추출
- ◆ 사용자가 상호작용한 아이템의 인기도 → 사용자의 동조성 추출
- ◆ LLM이 생성한 사용자의 동조성 + 아이템의 인기도 → 아이템의 동조성 추출



Methodology

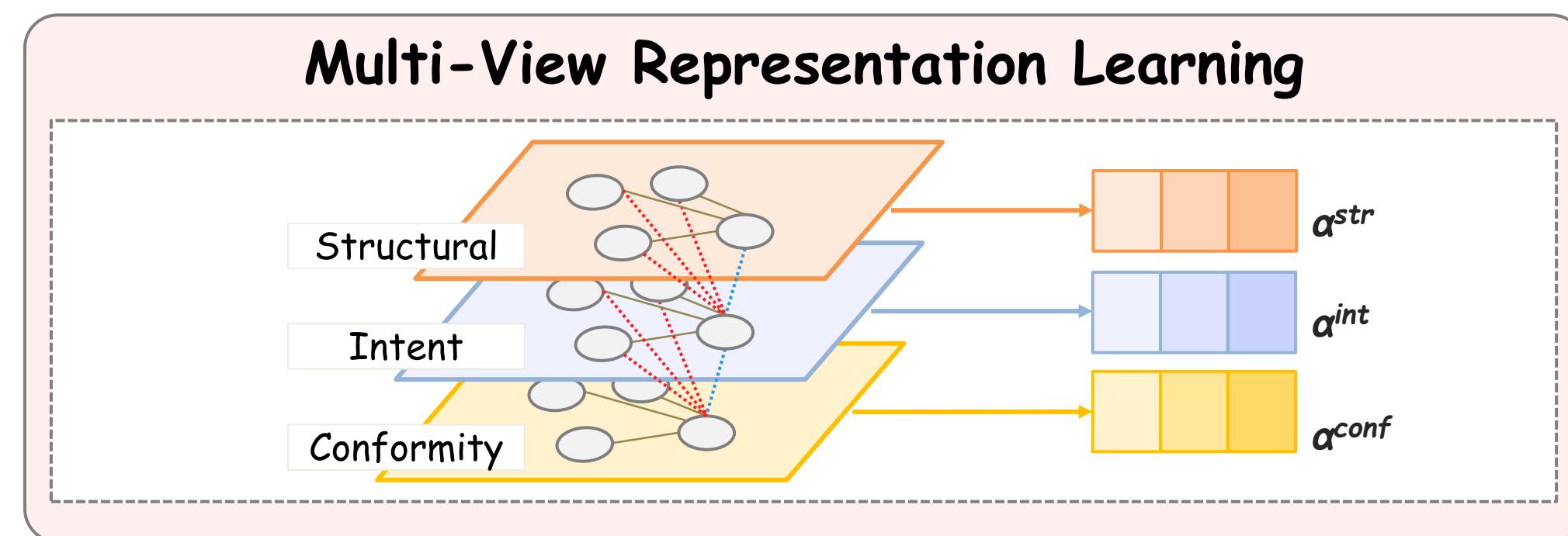
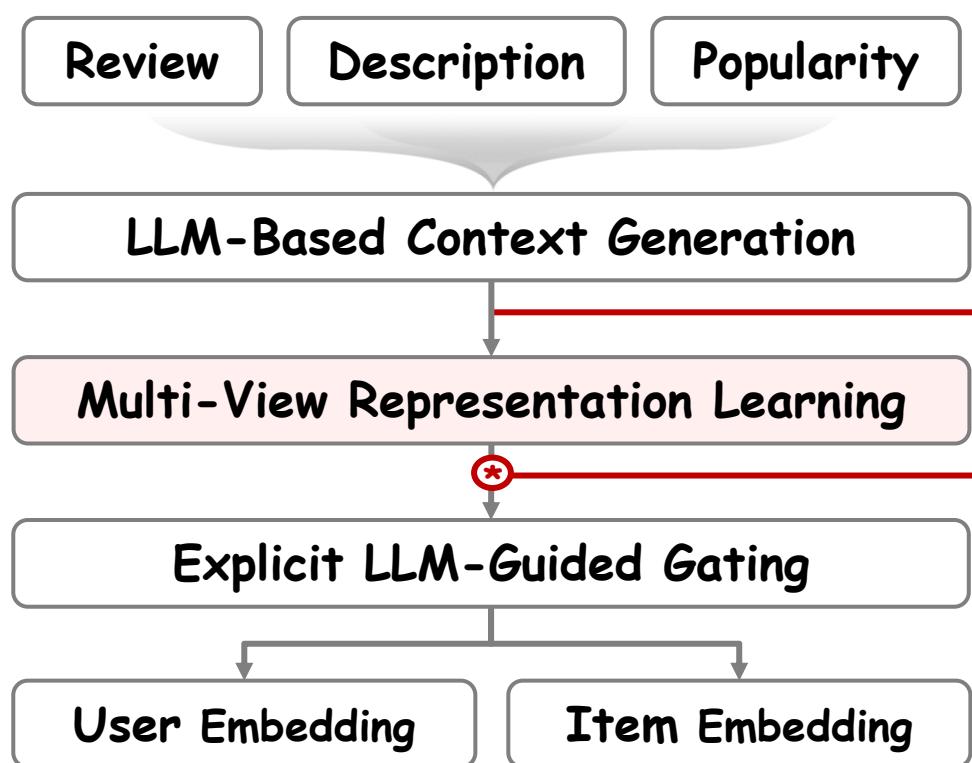
- **LLM-Based Context Generation - Prompts**

Profile Prompt	Intent Prompt	Conformity Prompt
<p>You will serve as an assistant to help me determine which types of movies a specific user is likely to enjoy.</p> <p>I will provide you with information about movies that the user has purchased, as well as his or her reviews of those movies.</p> <p>Here are the instructions:</p> <p>1. Each purchased movie will be described in JSON format, with the following attributes:</p> <pre>{ "title": "the title of the movie", (if there is no title, I will set this value to "None") "description": "a description of what types of users will like this movie", "review": "the user's review on the movie" (if there is no review, I will set this value to "None") }</pre> <p>2. The information I will give you: PURCHASED ITEMS: a list of JSON strings describing the items that the user has purchased.</p> <p>Requirements:</p> <p>1. Please provide your decision in JSON format, following this structure:</p> <pre>{ "summarization": "A summarization of what types of movies this user is likely to enjoy" (if you are unable to summarize it, please set this value to "None") "reasoning": "briefly explain your reasoning for the summarization" } 2. Please ensure that the "summarization" is no longer than 100 words. 3. The "reasoning" has no word limits. 4. Do not provided any other text outside the JSON string.</pre>	<p>Use the following thought process to summarize the user's intent:</p> <p>### INTERNAL THOUGHT PROCESS (Use the following steps for your reasoning. Do NOT output these steps in your final answer.)</p> <p>Step 1: Extract key attributes from each movies: Identify positive aspects from the "description" and "review" that the user highlights (e.g., creative menu, relaxed atmosphere, friendly service). Identify any negative aspects the user mentions (e.g., slow service, lack of cleanliness, inconsistent food quality).</p> <p>Step 2: Aggregate the user's preferences: Based on the positive aspects, identify what the user appreciates most across the movies they interacted with. Based on the negative aspects, determine what the user seeks to avoid in their experiences.</p> <p>Step 3: Generalize the user's overall intent: Combine the preferences and dislikes to form a summary of what the user is generally looking for in their interactions with movies.</p> <p>### CONSTRAINTS AND OUTPUT FORMAT</p> <ul style="list-style-type: none">- Your final output MUST be a single, continuous paragraph. Do not use bullet points or multiple paragraphs.- It MUST begin with the prefix `Intent:` followed by a single space.- Do NOT include any other text, titles, explanations, or your reasoning steps (like "Step 1:") in the final output.	<p>[CONTEXT] You are an expert user psychologist specializing in interpreting consumer behavior through data. An interaction history is provided as a chronological sequence of numbers. Each number represents an item's Top X% Popularity Rank (e.g., 0 = most popular, 100 = least popular).</p> <p>[TASK]</p> <p>Your task is to analyze the user's journey through the popularity spectrum and generate a concise, expressive persona description of their consumption style.</p> <p>[THINKING STEPS] (Do NOT output these steps directly; use them only to reason)</p> <p>Summarize Range & Distribution: Identify whether the numbers cluster in low ranks (popular), high ranks (niche), or spread widely.</p> <p>Detect Trends Over Time: Look for progression (popular → niche, niche → popular), stability, or oscillation.</p> <p>Emphasize Recurrence: Pay close attention to repeated returns to specific ranges (e.g., repeated dips into extreme popularity or niche). This is critical for capturing distinctive patterns.</p> <p>Highlight the Unique: Identify the single most striking deviation or habit (e.g., consistent oscillation between extremes, fixation on mid-range, rigid adherence to popular choices). Prioritize this uniqueness over generic "varied" summaries.</p> <p>Interpret Psychology: Translate these numeric patterns into a persona that reveals the user's psychological style of consumption.</p> <p>Condense with Precision: Express the persona in 2-3 sentences, but ensure it emphasizes the unique signature behavior (avoid generic labels like "balanced" or "varied" unless truly the most accurate).</p>

Methodology

- Multi-View Representation Learning

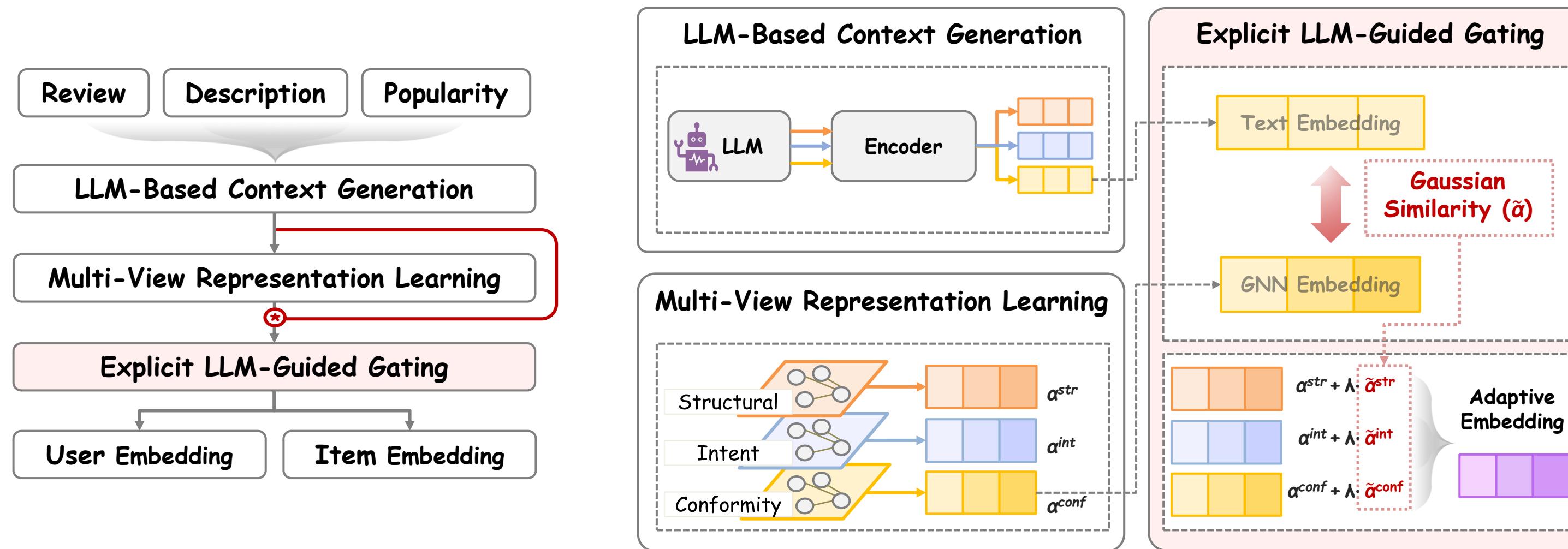
- ◆ 사용자-아이템 상호작용의 **다면적** 요인을 구조적으로 모델링하기 위해 **멀티 뷰 학습** 도입
- ◆ Structural View: 사용자와 아이템 간의 **구조적** 관계 파악
- ◆ Intent View: 사용자와 아이템 간 **의도** 중심의 전파 및 집계
- ◆ Conformity View: 사용자와 아이템 간 **동조성** 중심의 전파 및 집계



Methodology

- **Explicit LLM-Guided Gating**

- ◆ 최종 임베딩 생성을 위해 **Explicit LLM-Guided Gating** 활용
- ◆ 기존 attention 가중치 α 는 설명으로 믿기 어렵다는 한계를 보완하기 위해, LLM-Guided Gating으로 가중치 보정
- ◆ 뷰 임베딩과 LLM의 텍스트 임베딩 사이 유사도를 계산하여 prior로 사용, 최종 뷰 가중치를 의미적으로 타당하게 재조정



Methodology

- Multi-Task loss

- ◆ Recommendation Task

- Bayesian Personalized Ranking(BPR) 손실 사용

- ◆ Knowledge Distillation

- 그래프 전파로 학습된 뷰별 임베딩과 대응하는 LLM 임베딩 정렬, InfoNCE 손실 사용

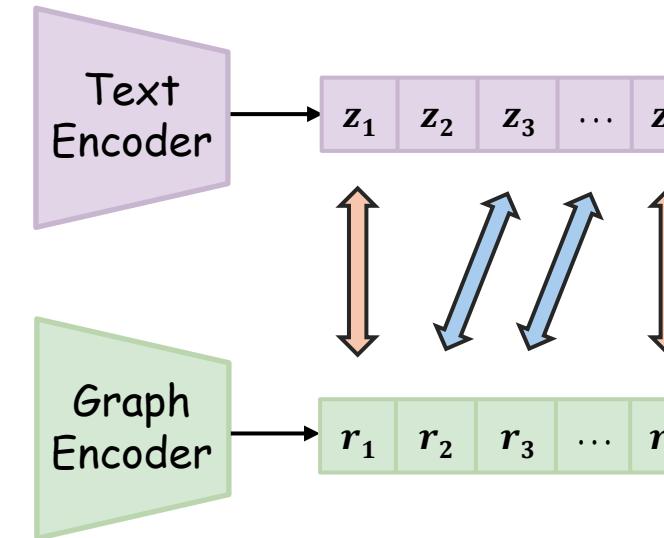
$$\mathcal{L}_{InfoNCE} = -\frac{1}{|B|} \sum_{i \in Batch} \log \frac{\exp(\langle \hat{z}_i, \hat{h}_i^+ \rangle / \tau)}{\sum_{j \in Q} \exp(\langle \hat{z}_i, \hat{q}_j \rangle / \tau)}$$

- ◆ Hierarchical Contrastive Learning

- 멀티 뷰 표현의 일관성 강화

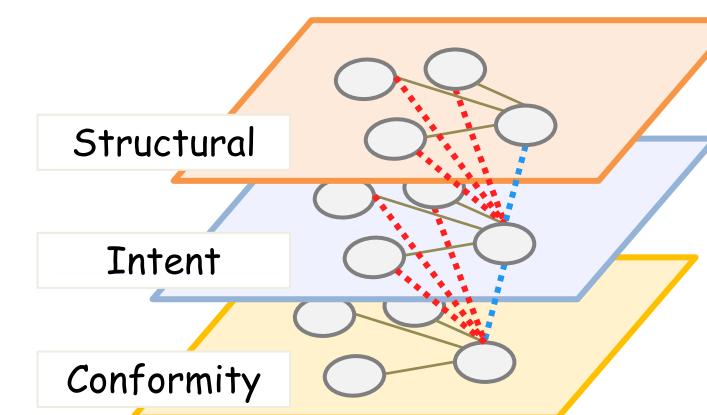
$$\mathcal{L}_{HCL} = -\frac{1}{2|B|} \sum_{i \in Batch} \sum_{v, w \in V} \left[\log \frac{\exp(\langle \hat{e}_i^v, \hat{e}_i^w \rangle / \tau)}{\sum_{j \in B} \exp(\langle \hat{e}_i^v, \hat{e}_j^w \rangle / \tau)} \right]$$

Knowledge Distillation



[6]

Hierarchical Contrastive Learning



Experiments

Experiments

- RQ1: 제안하는 모델은 비교 모델 대비 추천 정확도에서 유의미한 성능 향상을 달성할 수 있는가?
- RQ2: 제안하는 모델은 정확도를 유지하면서 인기 편향을 줄이는가?
- RQ3: 제안하는 모델의 추천 결과는 설명 가능한가?
- 실험 데이터셋

데이터셋	사용자 수	아이템 수	상호작용 수	밀도
Amazon-Movie	10,461	7,730	188,839	2.4×10^{-3}
Amazon-Book	11,000	9,332	120,464	1.2×10^{-3}

- 비교 모델
 - AlphaRec: 아이템 텍스트 임베딩으로 MLP + GCN 기반 협업 필터링을 사용하는 추천 모델 [7]
 - RLMRec-Con: LLM이 제공하는 표현 학습을 활용하고, 추천을 강화하기 위해 대조적 정렬 방식을 사용하는 추천 모델 [8]
 - RLMRec-Gen: LLM이 제공하는 표현 학습을 활용하고, 추천을 강화하기 위해 생성적 정렬 방식을 사용하는 추천 모델 [8]
 - IRLLRec: LLM 및 듀얼 타워 아키텍처를 사용하여 다중 모달 의도 표현을 학습하는 추천 모델 [6]

[7] Leheng Sheng, An Zhang, Yi Zhang, Yuxin Chen, Xiang Wang, and Tat-Seng Chua. ICLR: Findings and Potentials. (2025)

[8] Ren, Xubin, et al. "Representation learning with large language models for recommendation." Proceedings of the ACM web conference 2024.

[6] Wang, Yu, et al. "Intent representation learning with large language model for recommendation." Proceedings of the 48th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. 2025.

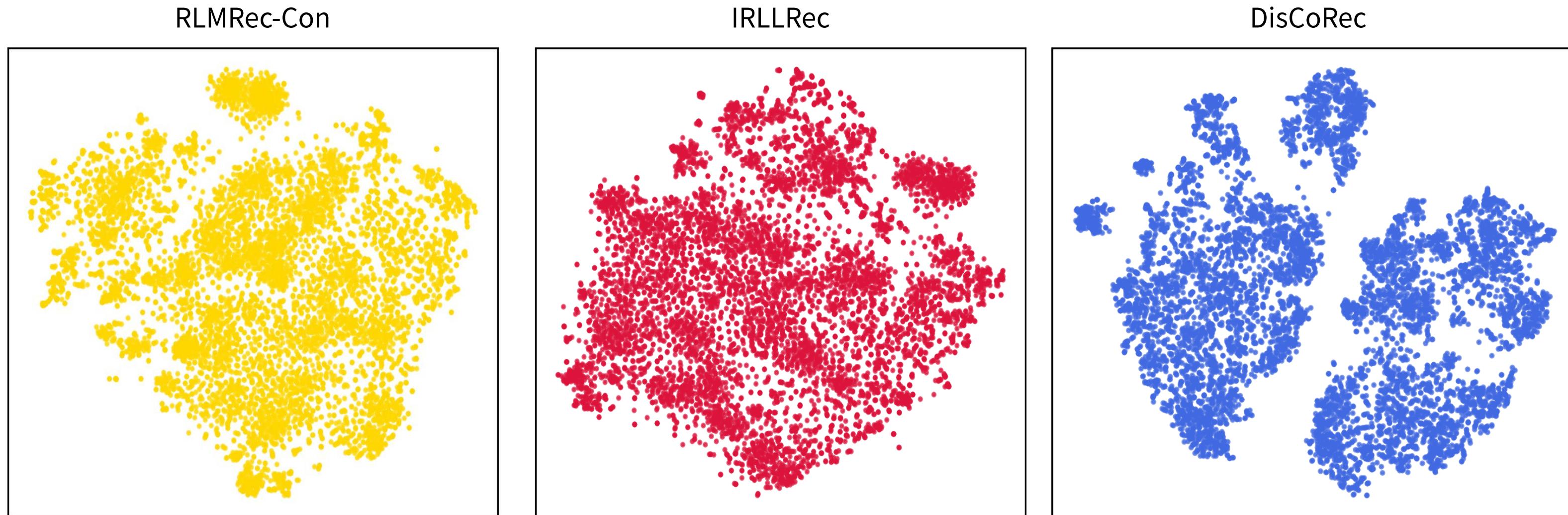
Experiments

- RQ1: 제안하는 모델은 비교 모델 대비 추천 정확도에서 유의미한 성능 향상을 달성할 수 있는가?

Model	Amazon-Movie				Amazon-Book			
	Recall@5	Recall@10	NDCG@5	NDCG@10	Recall@5	Recall@10	NDCG@5	NDCG@10
AlphaRec	0.0246	0.0407	0.0149	0.0200	0.0461	0.0723	0.0451	0.0542
LightGCN	0.0250	0.0430	0.0147	0.0204	0.0561	0.0902	0.0578	0.0694
RLMRec-Con	<u>0.0262</u>	0.0425	<u>0.0155</u>	<u>0.0208</u>	<u>0.0633</u>	0.0981	<u>0.0621</u>	0.0742
RLMRec-Gen	0.0250	<u>0.0435</u>	0.0146	0.0205	0.0601	0.0937	0.0615	0.0727
IRLLRec	0.0064	0.0101	0.0042	0.0053	0.0620	<u>0.0991</u>	0.0617	<u>0.0746</u>
DisCoRec	0.0268	0.0444	0.0164	0.0220	0.0676	0.1044	0.0666	0.0793
Imporv.	2.29%	2.07%	5.81%	5.77%	6.79%	5.35%	7.25%	6.30%

Experiments

- RQ1: 제안하는 모델은 비교 모델 대비 추천 정확도에서 유의미한 성능 향상을 달성할 수 있는가?



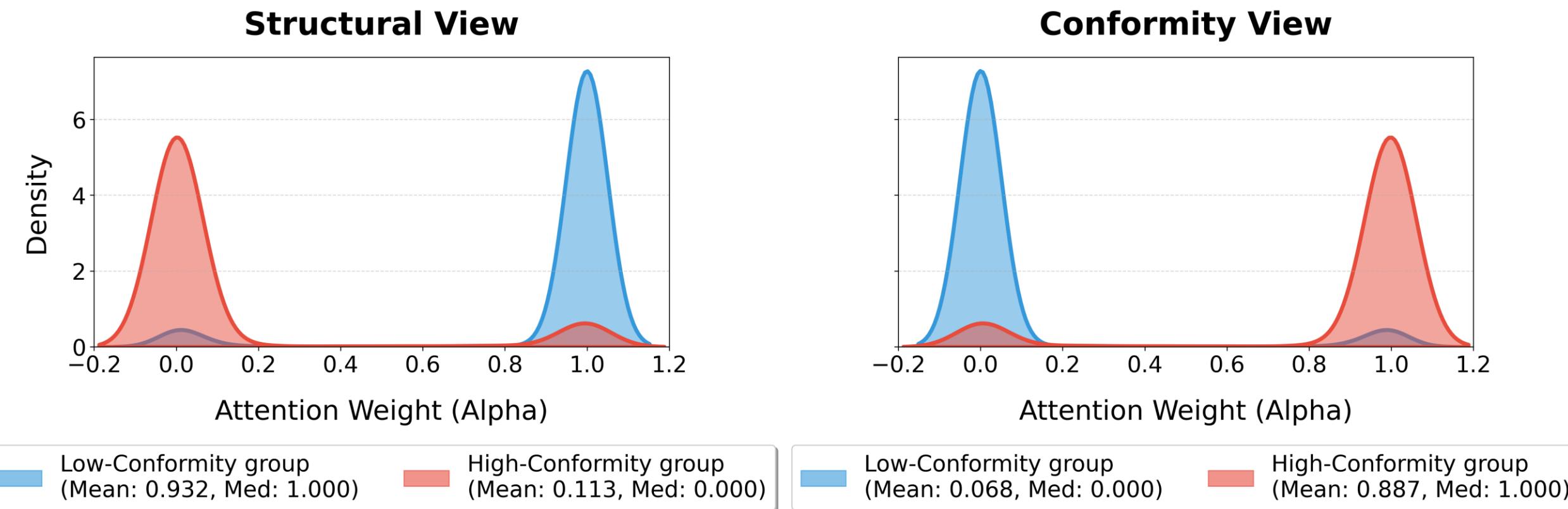
Experiments

- RQ2: 제안하는 모델은 인기 편향을 줄이며 정확도를 유지하는가?

Model	Amazon-Movie				Amazon-Book			
	Recall@5	Recall@10	NDCG@5	NDCG@10	Recall@5	Recall@10	NDCG@5	NDCG@10
AlphaRec	0.0213	0.0335	0.0129	0.0168	0.0365	0.0593	0.0374	0.0450
LightGCN	0.0205	0.0349	0.0127	0.0173	0.0470	0.0777	0.0505	0.0604
RLMRec-Con	0.0218	0.0348	<u>0.0132</u>	<u>0.0174</u>	0.0513	0.0827	0.0527	0.0636
RLMRec-Gen	<u>0.0210</u>	<u>0.0352</u>	0.0128	0.0173	0.0504	0.0816	<u>0.0540</u>	<u>0.0640</u>
IRLLRec	0.0078	0.0112	0.0050	0.0060	<u>0.0523</u>	<u>0.0830</u>	0.0536	0.0639
DisCoRec	0.0218	0.0379	0.0137	0.0188	0.0562	0.0877	0.0579	0.0680
Imporv.	0%	7.67%	3.79%	8.05%	7.46%	5.66%	7.22%	6.25%

Experiments

- RQ2: 제안하는 모델은 인기 편향을 줄이며 정확도를 유지하는가?



Statics	Structural	Intent	Conformity
MW-U Stat (10^6)	6.860*	3.955*	0.415*
KS Stat	0.831*	0.073*	0.831*

Experiments

- RQ3: 제안하는 모델의 추천 결과는 설명 가능한가?



u_{7980}

"This user exhibits a dynamic consumption style, frequently shifting from moderately popular items to **highly niche ones** ... indicating a blend of **adventurous exploration** and a preference for mainstream acceptance."



u_{10148}

"This user consistently gravitates towards **highly popular items** ... The frequent dips into the top few percentiles indicate a **strong preference for what is currently trending**, with rare instances of exploring less popular options."



View Embedding ↔
Text Embedding Sim: **0.1810**

Conformity Weight
0.6724 → **0.3340**
decrease



View Embedding ↔
Text Embedding Sim: **0.5536**

Conformity Weight
0.3313 → **0.5653**
increase

Conclusion

Conclusion

LLM-guided disentanglement

- ◆ LLM을 통해 사용자 선택에 영향을 미치는 요인의 자연어 설명을 추출
- ◆ 멀티 뷰를 통해 각 인과 요인을 효과적으로 분리하여 학습
- ◆ LLM-guided gating을 통해 각 뷰를 의미적으로 타당하게 융합

Performance Improvement

- ◆ Amazon 데이터셋에 대해 비교 모델 대비 평균 8% 성능 향상
- ◆ 모델의 인기 편향 완화 및 설명 가능성 확인

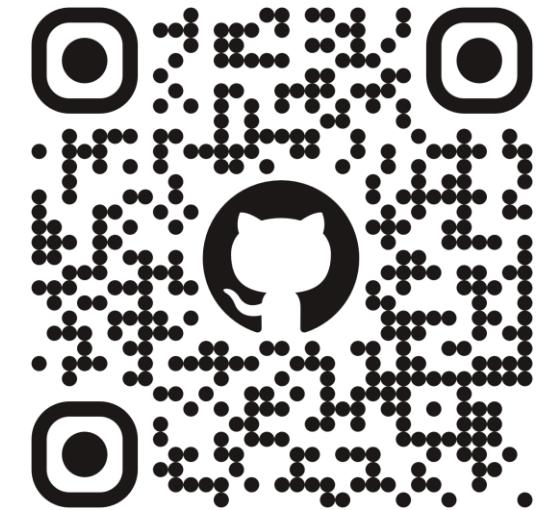
Future Work

- ◆ Structural, Intent, Conformity, LLM-Guided Gating에 대한 Ablation Study 및 희소한 데이터에서의 강건성 검증



경청해주셔서 감사합니다.

Github



Email : kyung@o.cnu.ac.kr



충남대학교



CNUDI
Data Intelligence Lab