사용자 선호 측면 기반 지식 그래프 경로 추론과 LLM을 활용한 개인화 추천 설명 생성

김나현*, 안석호**, 서영덕***

Semantic Paths for Aspect-guided Reasoning and Knowledge-based Explanation

NaHyeon Kim*, Seokho Ahn**, and Young-Duk Seo***

요 약

본 연구는 추천 설명의 개인화 부족과 논리적 근거 약화를 해결하기 위해 SPARK (Semantic Paths for Aspect-guided Reasoning and Knowledge-based Explanation)를 제안한다. SPARK는 사용자 선호 측면을 반영한 경로 탐색과 리뷰 정보를 결합해, 대형 언어 모델을 통해 명확하고 설득력 있는 설명을 생성한다. 실험 결과, 기존 기법 대비 우수한 설명 성능을 확인하였다.

Abstract

We propose SPARK (Semantic Paths for Aspect-guided Reasoning and Knowledge-based Explanation), a framework that enhances explainable recommendation by integrating user aspect preferences with KG paths and review evidence. Using a large language model, SPARK generates clear and persuasive explanations and shows improved performance and personalization over prior methods.

Key words

Knowledge Graph, Aspect-aware Reasoning, Large Language Models, Personalized Explanation

1. 서 론

최근 추천 시스템에서는 단순 추천을 넘어, 추천이유를 설명하는 설명 가능성이 중요해지고 있다[1]. 이를 위해 지식 그래프(KG)를 활용한 경로 기반 설명 기법이 제안되어 왔지만, 대부분 임베딩 유사도에만 의존하여 사용자 선호를 정량적으로 반영

하지 못하는 한계가 있다 [2]. 설득력 있는 설명을 위해서는 단순히 경로 기반 추천을 넘어서 감성적 요인을 포함한 사용자의 선호 측면(aspect)까지 고려 할 수 있어야 한다 [3].

본 연구는 사용자 리뷰에서 선호 aspect을 추출하고, 이를 경로 탐색에 반영하여 설명을 생성하는 SPARK(Semantic Paths for Aspect-guided Reasoning

^{*}인하대학교 데이터사이언스학과, na02string@gmail.com

^{**}인하대학교 전기컴퓨터공학과, sokho0514@inha.edu

^{***}인하대학교 전기컴퓨터공학과, mysid88@inha.ac.kr(교신저자)

[※]이 논문은 2025년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원(No.2022-0-00448/RS-2022-II220448, 인간처럼 회상이 가능한 인공 신경망 지속학습 플랫폼 개발, No.RS-2022-00155915, 인공지능융합혁신인재양성(인하대학교))을 받아 수행된 연구이며, 2025년 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 SW중심대학사업의 연구결과로 수행되었음 (2022-0-01127).

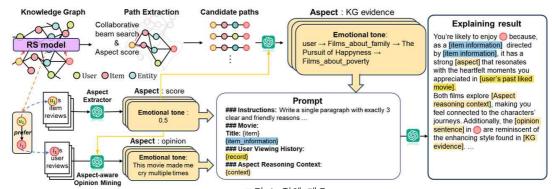


그림 1. 전체 개요

Fig 1. Overview

 and
 Knowledge - based
 Explanation)를
 제안한다.

 SPARK는 측면 기반 경로 탐색, KG 및 리뷰 요약,
 대형 언어 모델(LLM) 기반 설명 생성을 포함하며,

 실험 결과 사용자 친화성, 명확성, 독창성, 혁신성
 측면에서 기존 기법보다 우수한 성능을 보였다.

Ⅱ. 제안 방법

본 연구는 사용자 선호 aspect을 반영한 KG 경로 추론과 리뷰 정보를 통합해, LLM을 통해 설명을 생성하는 SPARK 프레임워크를 제안한다. 전체 과정은 그림 1과 같이 네 단계로 구성된다.

2.1 사용자 선호 aspect 추출

먼저, 사용자 리뷰를 LLM 프롬프트로 분석해 감정선, 연출 등 사용자별 선호 aspect을 추출하고, 등장 빈도 기반으로 점수를 부여한다. 이 점수는 이후 경로 평가 및 설명 생성에 활용된다.

2.2 Aspect 기반 지식 그래프 경로 탐색

이후 사용자 u와 아이템 i 사이의 의미 있는 경로를 찾기 위해 Aspect-aware Collaborative Beam Search(A-CBS)를 수행한다 [4]. 각 후보 노드 n에 대해, 임베딩 점수(E_n)와 사용자의 aspect 점수(A_n)를 결합한 최종 점수($Final_n$)를 계산한다:

$$E_n = \frac{1}{2}(\cos(n, u) + \cos(n, i)) \tag{1}$$

$$Final_n = E_n + \lambda \cdot \max\{A_n\} \tag{2}$$

여기서 λ 는 aspect 반영 가중치이다.

2.3 경로 및 리뷰 기반 근거 정보 구성

탐색된 경로는 삼중항 단위로 분해되어, 사용자선호 aspect과 의미적으로 연관된 노드 간 관계를 문장으로 정리한 KG evidence로 재구성된다. 동시에 추천 아이템의 리뷰에서 사용자 aspect과 관련된 의견 문장을 추출해 해당 aspect, 중요도 점수(aspect score), KG evidence, 리뷰 기반 의견(item opinion)으로 구성된 구조화된 입력 형식으로 정리한다.

2.4 LLM 기반 자연어 설명 생성

최종 프롬프트는 아이템 메타 정보, 사용자 시청 이력, 그리고 각 aspect에 대한 aspect score, KG evidence, item opinion을 포함하는 구조화된 입력 정 보로 구성된다. LLM은 이를 기반으로 세 가지 이 유를 포함한 단락형 설명을 생성하며, SPARK는 이 를 통해 개인화된 설명을 제공한다.

Ⅲ. 실험 및 평가

3.1 실험 환경

Amazon Movies & TV 데이터셋을 기반으로, 사용자-아이템 간 상호작용과 아이템 메타데이터를 활용해 지식 그래프를 구축하고, 추천 모델로는 KGAT를 사용하였다. 학습된 모델의 성능은 Recall@20은 0.1072, NDCG@20은 0.0523이다.

SPARK는 KGAT 임베딩과 A-CBS를 활용해 사용 자-아이템 간 경로를 탐색하였다. 탐색은 3-hop으로 수행되며, 각 노드는 임베딩 유사도와 aspect 관련성을 반영해 점수화된다.

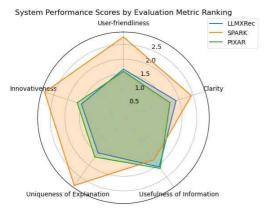


그림 2. 실험 결과 Fig 2. Experimental results

설명 생성을 위한 LLM은 "gpt-4o-mini", 평가용 judge 모델은 "gpt-4o"를 사용하였다. 총 100개의 사용자-아이템 쌍에 대해 temperature 0 조건에서 일관된 출력을 유도하였다.

3.2 평가 요소

설명 품질 평가는 기존 연구 [5]를 참고하여 다음의 5개 기준을 사용하였다:

- (1) 사용자 친화성(User-friendliness): 설명이 직관 적이고, 사용자 관심사와 잘 연결되는 정도
 - (2) 명확성(Clarity): 설명이 간결하고 명확한 정도
- (3) 정보의 유용성(Usefulness): 설명이 사용자의 의사결정에 실질적으로 기여하는 정도
- (4) 설명의 독창성(Uniqueness): 흔하지 않은 표현 이나 참신한 관점을 포함하는 정도
- (5) 혁신성(Innovativeness): 기존 방식과 차별화된 창의적 설명 방식 여부

3.3 평가 방식

SPARK의 성능은 기존 프레임워크인 PIXAR, LLMXRec과 비교하였다. 각 사용자-아이템 쌍에 대해 세 시스템의 설명을 "gpt-40" judge에 입력하고, 5개 항목별로 1~3위 랭킹을 부여받았다. 평가순서는 무작위로 설정하여 편향을 최소화 하였고, 총 100회 이상 반복 수행하였다. 점수는 1위 3점, 2위 2점, 3위 1점으로 환산하여 집계하였다.

3.4 실험 결과

그림 2는 5개 항목에 대한 평균 순위 점수를 비교한 결과로, SPARK는 사용자 친화성, 명확성, 독창성, 혁신성에서 가장 높은 점수를 기록하며 전반적으로 가장 우수한 설명 품질을 보였다.

Ⅳ. 결론

본 논문에서는 사용자 리뷰로부터 선호 aspect을 추출하고, 이를 기반으로 의미 있는 KG 경로를 탐색한 후, LLM을 활용해 자연어 설명을 생성하는 설명 가능한 추천 시스템 SPARK를 제안하였다. 실험결과, SPARK는 기존 프레임워크 대비 전반적인 설명 품질에서 우수한 성능을 나타냈다. 향후 연구에서는 사용자 프로파일을 활용해 더욱 정밀한 설명을 생성할 계획이다.

참 고 문 헌

- [1] Zhang, Yongfeng, and Xu Chen. "Explainable recommendation: A survey and new perspectives." Foundations and Trends® in Information Retrieval 14.1 (2020): 1-101.
- [2] Wang, Xiang, et al. "Explainable reasoning over knowledge graphs for recommendation." Proceedings of the AAAI conference on artificial intelligence. Vol. 33. No. 01. 2019.
- [3] Rahdari, Behnam, et al. "Logic-scaffolding: Personalized aspect-instructed recommendation explanation generation using llms." Proceedings of the 17th ACM International Conference on Web Search and Data Mining. 2024.
- [4] 권준혁, 안석호, and 서영덕. "지식 그래프와 거대 언어 모델을 활용하는 경로 기반 설명 가능한 추천 시스템." 한국정보과학회 학술발표논문집 (2024): 1687-1689.
- [5] Xie, Zhouhang, et al. "Factual and informative review generation for explainable recommendation." Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. Vol. 37. No. 11. 2023.