

사용자 상황 정보를 반영한 LLM 기반 대화형 카드 추천 시스템

박선하¹, 임진실², 황윤진³, 김현희⁴

¹동덕여자대학교 정보통계학전공 학부생

²동덕여자대학교 경제학전공 학부생

³동덕여자대학교 경영학과 학부생

⁴동덕여자대학교 정보통계학전공 교수

20230856@dongduk.ac.kr, 20230464@dongduk.ac.kr, 20220388@dongduk.ac.kr, heekim@dongduk.ac.kr

An LLM-Based Conversational Card Recommendation System Reflecting User Situational Information

Seon-Ha Park¹, Jin-Sil Im², Yun-Jin Hwang³, Hyun-Hee Kim⁴

¹Dept. of Information and Statistics, Dongduk Women's University

²Dept. of Economics, Dongduk Women's University

³Dept. of Business Administration, Dongduk Women's University

⁴Dept. of Information and Statistics, Dongduk Women's University

요 약

본 연구는 카드 혜택 데이터와 지역 소비 통계를 결합하고, LLM 기반 대화형 인터페이스를 통해 사용자의 라이프스타일·감정 맥락을 반영한 개인화 카드 추천 시스템을 제안한다. SBERT 유사도 분석과 다층 필터링 구조를 적용하여 자연어 입력으로부터 소비패턴을 자동 추출하고, 지역별 소비 경향과 개인의 생활 방식을 통합적으로 반영함으로써 기존 서비스 대비 향상된 개인화 추천을 실현하였다.

1. 서론

카드 산업은 온라인·모바일 결제 확산과 빅데이터 분석의 고도화로 맞춤형 금융 플랫폼으로 발전하고 있다. 소비자는 단순한 할인보다 라이프스타일·감정 요인, 지역성을 반영한 혜택을 선호하지만, 기존 추천 서비스는 업종 비교 중심으로 개인화에 한계가 있다 [1].

이러한 한계를 극복하고자 최근 LLM 기반의 추천 시스템이 많은 관심을 받고 있다 [2]. 본 연구에서는 대규모 언어 모델(LLM)의 자연어 이해와 맥락 추론 능력을 활용하여 소비 특성과 지역성을 반영한 대화형 카드 추천 시스템을 설계 및 개발하였다. 사용자로부터 자연어로 입력받은 텍스트와 카드 혜택 텍스트를 임베딩하여 코사인 유사도를 산출하였으며 이 카드 후보군 중에서 업종 매칭, 소비패턴, 지역 기반 점수를 산출하여 최종 카드 상품을 추천하였다.

제안하는 카드 추천 방식은 기존 단순 업종 비교 방식과 달리 감정적 요인, 라이프스타일, 지역 맥락을 반영하여 추천 정밀성과 사용자 경험을 강화하였을 뿐만 아니라 개인의 생활 방식과 감정적 동기를 반영할 수 있다는 점에서 카드 추천 서비스의 개인화 수

준을 한 단계 확장한 의미를 가진다.

2. 데이터 수집 및 전처리

본 연구에서 활용한 데이터는 카드 혜택 데이터와 지역 소비 데이터로 구분된다. 첫째, 카드 혜택 데이터는 카드고릴라에서 수집한 약 2,000여 개의 카드 정보를 텍스트 형태로 정제하여 활용하였다. 둘째, 경기 데이터드림에서 제공하는 카드 소비 데이터를 기반으로 수원시 성별·연령·지역구별 상위 소비 업종을 추출하여 지역 소비 데이터셋을 구축하였다. 또한 문헌을 참고하여 라이프스타일 소비패턴을 카테고리화 키워드를 매핑하여 사용자의 감정적 소비 성향 및 라이프스타일을 반영하였다[3].

3. LLM 기반 대화형 추천

LLM 기반 대화형 추천 알고리즘은 2단계 필터링 구조로 설계하였다. 1단계에서는 JSON 구조화한 사용자 입력 텍스트와 카드 혜택 텍스트를 임베딩 한 후 SBERT (Sentence-BERT) 기법을 활용하여 둘 간의 코사인 유사도를 산출하였다. 유사도 값이 일정 임계값을 넘는 카드만을 2차 필터링 후보군으로 선정하였다. 2단계에서는 후보군에 대하여 업종 매칭, 소비패턴, 지역 기반 점수를 산출한 후 점수 합계를 구해

최종 추천 순위를 도출하였다. 최종 추천 순위 계산식은 <식 1>과 같다.

$$S_{final}(u, c) = S_{match}(u, c) + S_{pattern}(u, c) + S_{local}(u, c)$$

<식 1> 개인화 기반 필터링 최종 점수 계산식.

대규모 언어 모델(LLM)은 사용자의 비정형 자연어 입력을 구조화하는 과정에 적용하였다. 사용자가 입력한 문장에서 성별, 연령, 지역, 주요 소비 업종 및 패턴을 자동으로 추출하여 알고리즘의 입력 변수로 변환하였다. 또한 프롬프트 엔지니어링 기법을 활용하여 입력 문장의 의미를 정밀하게 분석하고, 소비 패턴과 키워드를 안정적으로 도출하도록 설계하였다.

응답 생성 단계에서도 LLM을 활용하여 일정한 규칙과 서술 구조를 유지하여 결과의 일관성을 확보하였다. (그림1)에서 보는 바와 같이 최종적으로 Gradio 프레임워크를 결합하여, 사용자는 대화형 챗봇 환경에서 개인화된 카드 추천을 확인할 수 있도록 하였다.

■ 맞춤형 카드 추천 챗봇

(그림 1) Gradio 기반 챗봇 실행 화면.

4. 추천 결과 및 평가

최종 추천 결과는 사용자가 입력한 자연어 문장에서 연령, 성별, 지역, 소비패턴을 추출하고 이를 바탕으로 카드 혜택과 매칭하여 도출된다.

1. [카드A] 굿데이올림카드 (KB국민카드)
 - 주유소, 대형마트, 통신, 교통, 해외 이용 등 다양한 업종에서 청구할인 혜택 제공
 - 음식점, 약국, 학원 등에서 추가 청구할인 혜택 제공
2. [카드B] 롯데렌터카 AUTO 카드 (롯데카드)
 - 렌터카 대여료 할인 및 정비 서비스 할인 혜택 제공
 - 놀이공원, 경기관람 등 다양한 여가 및 문화 혜택 제공
3. [카드C] KB국민 My WE:SH 카드 (KB국민카드)
 - KB Pay, 음식점, 이동통신요금, OTT 등에서 할인 혜택 제공
 - 선택형 카드 플레이트로 다양한 혜택 선택 가능

(그림 2) 사용자 카드 추천 결과

(그림 2)는 수원시 장안구에 거주하는 30대 남성이 “심야 시간대 한식 외식, 24시간 마트 쇼핑, 미용실·세차장 같은 생활서비스를 이용한다”라고 입력한 사

례의 추천 결과이며, (그림 3)은 이에 기반한 최종 계산값을 제시하여 추천 과정의 산출 결과를 보여준다.

카드명_x	Final_score	유사도	S_matc_h	S_patte_rn	S_local
굿데이 올림 카드	1.945	0.518	0.545	0.4	1
롯데 렌터카 AUTO 카드	1.927	0.521	0.727	0.2	1
KB 국민 MY WE:SH 카드	1.836	0.57	0.636	0.4	0.8

(그림 3) 사용자 입력 최종 계산값 결과.

시스템은 해당 입력에서 오프라인 올빼미형 소비 패턴을 식별하였고, 이를 기반으로 △주유소·마트·통신·교통·해외 등 청구할인 + 음식점·약국·학원 추가할인 카드 △렌터카·정비 할인 + 놀이공원·경기관람 등 문화 혜택 카드 △KB Pay·음식점·통신·OTT 할인 + 선택형 혜택 카드를 추천하였다.

이러한 결과는 사용자의 소비패턴과 지역 통계에서 상위 업종으로 나타난 소매/유통, 식사, 생활서비스가 카드 혜택에 반영된 사례로, 이는 제안 모델이 단순 업종 매칭을 넘어 실제 라이프 스타일과 지역 맥락을 함께 고려한 추천을 제공할 수 있음을 보여준다.

5. 결론

본 연구는 카드 혜택 데이터와 지역 소비 통계를 결합하고, LLM 기반 대화형 인터페이스를 통해 개인의 라이프스타일과 감정적 요인을 반영한 카드 추천 시스템을 제안하였다. 현재 모델은 지역 점수 비중이 가장 큰 경우 최적 성능을 보였으나, 이는 추가적인 개선이 필요한 수준이다. 향후 연구에서는 점수 간 스케일 정규화(z-score), 사용자 선호도 기반 정답 레이블 확보, 그리고 L2R·XGBoost 등의 데이터 기반 학습 모델을 도입하여 성능을 향상시킬 예정이다. 이를 통해 보다 정교하고 실증적인 개인화 카드 추천 모델로 발전시킬 계획이다.

참고 문헌

- [1] 이수경 & 김기옥 (2019) 감성적 소비와 이성적 소비: 소비태도와 소비행복의 비교 (성균관대학교 소비자가족학과 석사 학위논문).
- [2] Z. Zhao, W. Fan, J. Li, Y. Liu, X. Mei, Y. Wang, Z. Wen, F. Wang, X. Zhao, J. Tang, and Q. Li, “Recommender Systems in the Era of Large Language Models (LLMs)”, arXiv:2307.02046, Jul. 2023.
- [3] BC카드 빅데이터센터, 빅데이터, 사람을 읽다 (2020), 미래의 창 출판사