

대화질의 기반 패션 추천시스템을 위한 데이터 전처리 방법에 관한 연구

최철웅*, 염성웅*, 김경백*

*전남대학교 인공지능융합학과

sentilemon02@gmail.com, yeomsw0421@gmail.com, kyungbaekkim@jnu.ac.kr

A study on data preprocessing method for conversational query-based fashion recommendation system

Chul-woong Choi*, Sung-woong Yeom*, Kyung-baek Kim*

*Dept. of Artificial Intelligence Convergence, Chonnam National University

요 약

현재 대부분의 패션 추천시스템은 프로필 또는 설문조사를 통해 수집된 사용자의 정적 정보를 활용하고 있다. 사용자의 정적 정보는 매우 한정적이며 이를 활용하여 다양한 환경에 적합한 패션 코디셋을 추천하기란 매우 어렵다. AI코디네이터와 사용자간의 지속적인 대화가 담긴 대화질의 데이터셋을 사용하면 사용자의 상황과 환경을 고려하여 개인에게 최적화 된 패션 코디셋을 추천할 수 있다. 본 논문에서는 한국전자통신연구원(ETRI)에서 제공하는 AI 패션 코디네이터와 사용자의 대화 정보가 담긴 FASCODE 데이터셋을 사용하여 사용자의 발화에 따라 의상을 추천하는 인공지능 모델을 위한 대화질의 데이터 전처리 방법을 제안한다.

1. 서론

스티치픽스(Stitch Fix)와 같이 스타일리스트가 분석한 내용을 바탕으로 전문직 여성에게 패션 코디네이션 서비스를 제공하는 인공지능 기반의 온라인 쇼핑 시장이 빠르게 성장하고 있다[1]. 온라인 환경으로 시장이 이동하면서 사용자의 선택의 폭은 넓어졌지만 개인이 원하는 스타일의 상품을 일일이 검색하기란 쉽지 않다[2]. 이에 따라 사용자의 정보를 바탕으로 개인 맞춤형 패션 상품을 추천해주는 시스템에 관한 연구가 활발히 진행 중이다.

이설화, 이찬희 등[2]의 연구에서는 암묵적 프로파일링과 딥러닝을 사용하여 사용자가 선호하는 스타일을 파악하고 추천해주는 모델을 제안하였다. 민선옥, 최영인 등[3]의 연구에서는 상품리뷰데이터와 CNN(Convolutional Neural Network), 자연어 처리를 활용하여 의류를 추천해주는 모델을 제안하였다. 김형숙, 이종혁 등[4]의 연구에서는 사용자의 감성 데이터와 딥러닝을 활용하여 의류를 추천해주는 모델을 제안하였다. 프로파일링, 리뷰, 감성 데이터 등과 같이 다양한 종류의 데이터를 활용하여 개인 맞춤형

패션 추천시스템이 연구되고 있지만 기존에 활용하는 데이터로는 고객의 상황과 환경을 완벽하게 고려하기 어렵다. 사용자와 대화질의를 통해 상황에 맞는 코디를 추천해주고 즉각적으로 피드백을 받는다면 고객의 상황과 환경을 고려한 패션 추천 시스템을 만들 수 있다. 더 나아가 대화질의 데이터를 활용하면 대화를 통해 학습하고 성장하는 자율성장형 인공지능 모델을 만들 수 있을 것으로 기대된다.

본 논문에서는 한국전자통신연구원(ETRI)에서 제공하는 대화질의 기반의 FASCODE 데이터셋을 사용하여 사용자와 AI코디네이터의 대화 데이터를 바탕으로 상황과 환경에 맞는 의상을 추천해주는 패션 추천 인공지능 모델을 위한 학습데이터 전처리 방법을 제안한다.

2장 관련연구에서는 FASCODE 데이터셋에 대해 알아보고 3장에서는 대화질의 데이터 전처리 방법에 대해 설명한다. 4장에서는 간단한 실험을 통해 제안한 방법과 기본 전처리방법의 성능을 비교하고, 5장에서는 결론에 대해 기술한다.

2. 관련연구

2-1.FASCODE 데이터셋

FASCODE(FASHion COordination DatasEt) 데이터셋은 옷을 추천해주는 AI 패션 코디네이터와 사용자의 발화정보가 담긴 데이터셋으로 한국전자통신연구원(ETRI)에서 주관하는 “2020 ETRI 자율성장 인공지능 경진대회”에서 제공한다[5]. 토큰분리 적용과 미적용 두 가지 버전으로 제공되며 본 논문에서는 토큰분리 미적용을 사용하였다. FASCODE는 학습 코드 추천 대화셋(ddata), 의상 메타데이터(mdata)와 의상 이미지 마지막으로 모델 검증 데이터 크게 4가지로 구성된다.

2-2.학습 코드 추천 대화셋

FASCODE의 학습 코드 추천 대화셋(ddata)은 7325건의 AI 패션 코디네이터와 사용자의 발화 정보 담겨 있다. 대화데이터는 “처음 대학교 들어가는 데 입을 옷 코디해주세요”와 같이 사용자가 AI 패션 코디네이터에게 상황과 환경에 맞는 옷을 추천해달라는 질문으로 시작한다. AI 패션 코디네이터는 겂옷, 상의, 하의, 신발을 각각 추천하고 사용자는 즉각적으로 추천결과를 답변을 통해 피드백 한다. AI 패션 코디네이터는 사용자가 만족하지 못했을 경우 새로운 아이템을 추천하고, 만족한 경우 다음 항목의 아이템을 추천한다. 최종적으로 사용자가 만족한 아이템들로 구성된 전체 코디셋을 사용자에게 보여주고 사용자가 선택하면 대화는 종료된다.

AI 패션 코디네이터와 사용자의 발화가 담긴 ddata의 포맷은 표 1과 같다. 발화번호는 AI패션코디네이터와 사용자의 발화 순서를 의미한다. <t>는 tab을 의미하며 포맷의 구분자 역할을 한다. <CO>는 AI패션코디네이터의 발화, <US>는 사용자 발화 그리고 <AC>는 AI패션코디네이터가 추천한 의상이tem을 의미한다. 모든 발화 마지막에는 TAG가 붙어있으며 대화에 의미를 내포하고 있다. TAG의 종류는 표 2와 같다.

2-3.의상 메타 데이터

의상 메타 데이터(mdata)에는 겂옷, 상의, 하의, 신발을 기준으로 코트, 가디건과 같은 의상 종류와 의상의 특징, 재질, 생삭, 감성 등 사용자 의상 아이템의 다양한 정보가 담겨있다.

의상정보의 메타데이터가 담긴 mdata의 포맷은 표 3과 같다. 의상 ID는 해당 아이템의 고유 ID번호

를 의미한다. O, T, B, S는 각각 겂옷, 상의, 하의, 신발을 의미한다. 의상type은 표 4와 같이 코드, 가디건, 조끼부터 셔츠, 팬츠, 신발까지 13가지의 카테고리 구성된다. F, M, C, E는 특징, 재질, 색상, 감성을 의미한다.

<표 1> 학습 코드 추천 대화셋(ddata)의 포맷

포맷
발화번호 <t> <CO> <US> <AC> <t> 발화 <t> TAG

<표 2> 학습 코드 추천 대화셋(ddata)의 TAG 종류

TAG	설명
INTRO	대화 도입부
EXP_RES_*	추천의상 설명
USER_SUCCESS	추천의상 성공
USER_SUCCESS_PART	일부 추천의상 성공
USER_FAIL	추천의상 실패
FAIL	의상 추천 실패
ASK_*	사용자가 원하는 의상유형이나 스타일, 색상 등에 대한 질문
CONFIRM_*	확인 질문
SUCCESS	의상 추천 성공
CLOSING	대화 종료
WAIT	대기 요청
SUGGEST_*	제안 발화
NONE	의상 없음
HELP	사용자 지원

<표 3> 의상 메타데이터(mdata)의 포맷

포맷
의상ID <t> O T B S <t> 의상type <t> F M C E <t> 설명

<표 4> 의상 메타데이터(mdata)의 의상Type 카테고리

의상type(설명)
CT:코트, CD:가디건, VT:조끼, JK:자켓, JP:후드, KN:저지, SW:스웨터, SH:셔츠, BL:블라우스, SK:스커트, PT:팬츠, OP:원피스, SE:신발

2-4.모델 검증 데이터

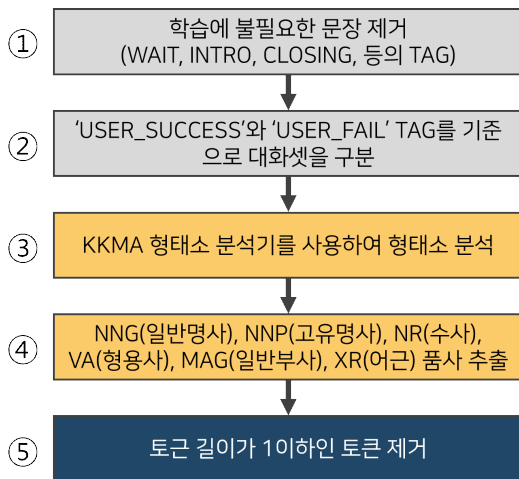
모델 검증 데이터는 총 200개의 검증 데이터셋과 정답지로 구성된다. 검증 데이터 1세트는 AI 패션 코디네이터와 사용자가 주고받은 대화와 추천코디셋 3개로 구성된다. 모델 검증 데이터를 활용하는 방법은 사용자가 작성한 추천시스템을 사용하여 AI 패션 코디네이터와 사용자간의 대화를 분석하고 주어진 3개의 추천코디셋 중 사용자가 만족하는 순위를 매기고 정답지와 비교하면 된다.

3. 대화질의 데이터 전처리 방법

사용자와 AI코디네이터의 대화 데이터를 바탕으로 상황과 환경에 맞는 의상을 추천해주는 패션 추천 인공지능 모델을 위한 학습데이터 전처리 방법을 제안한다.

3-1. 학습 코디 추천 대화셋 전처리 방법

학습 코디 추천 대화셋(ddata)의 전처리 방법은 그림 1과 같이 5단계로 진행된다. 전처리 과정은 사용자가 AI 패션 코디네이터에게 상황과 환경에 맞는 옷을 추천해달라는 질문부터, 최종적으로 사용자가 만족하는 아이템으로 구성된 전체 코디셋을 추천 받는 부분까지 대화를 1세트로 구분하고 진행된다.



(그림 1) 학습 코디 추천 대화셋(ddata) 전처리 방법

대화(1세트)에서 INTRO, CLOSING, WAIT, SUCCESS 등의 TAG로 구성된 문장들을 제거한다. 해당 TAG로 구성된 문장은 대부분 사용자와 AI 패션 코디네이터의 발화중 대화의 시작과 종료 및 대기 등 사용자의 의상 추천과는 관계가 없는 문장들이기 때문에 제거한다.

사용자에게 AI 패션 코디네이터가 아이템을 추천해주고 성공했을 때 붙게 되는 'USER_SUCCESS' 태그와 실패했을 때 붙게 되는 'USER_FAIL'를 기준으로 대화(1세트)를 구분한다.

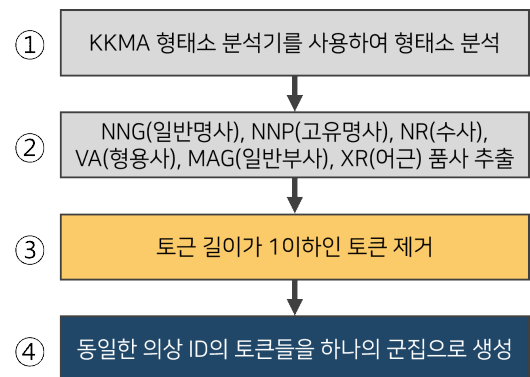
TAG로 구분된 각각의 대화문치를 기준으로 꼬꼬마 형태소 분석기(KKMA)를 사용하여 형태소 분석을 진행하고 사용자 추천에 관련이 높은 NNG(일반명사), NNP(고유명사), NR(수사), VA(형용사), MAG(일반부사), XR(어근) 품사만 추출한다. 토큰 길이가 1개 이하인 토큰을 모두 제거한다.

추가적으로 'USER_SUCCESS'와 'USER_FAIL' TAG로 구분하지 않고 대화(1set)를 사용하여 그림 1의 3번부터 5번까지 진행한다.

'USER_SUCCESS'와 'USER_FAIL' TAG가 5개 포함 된 대화셋이 있다고 가정한다면 TAG를 기준으로 구분된 5개의 대화문치를 사용하여 그림 1의 1번부터 5번까지 진행된 전처리 데이터와 최종적으로 TAG를 구분하지 않고 대화(1세트)를 모두 사용하여 그림 1의 3번부터 5번까지 진행한 전처리 데이터가 생성되어 총 6개의 전처리 된 학습데이터를 얻을 수 있다.

3-2. 의상 메타 데이터 전처리 방법

의상 메타 데이터(mdata)는 보유하고 있는 아이템의 의상type부터 색상, 특징 재질 등 다양한 정보를 포함하고 있다. 하나의 의상 아이템은 보통 10개 이상의 설명들로 표현된다. 따라서 전처리 후 동일한 의상 아이템의 설명들을 하나로 묶는 작업이 반드시 필요하다.



(그림 2) 의상 메타 데이터(mdata) 전처리 방법

의상 메타 데이터 전체를 꼬꼬마 형태소 분석기(KKMA)를 사용하여 형태소 분석을 진행한다. 의상 아이템 표현에 관련이 높은 NNG(일반명사), NNP(고유명사), NR(수사), VA(형용사), MAG(일반부사), XR(어근) 품사를 추출한다. 토큰 길이가 1개 이하인 토큰을 모두 제거한다. 마지막으로 의상 ID를 기준으로 동일한 의상 ID를 갖는 토큰들을 하나의 군집으로 정리한다.

4. 실험 및 평가

제안한 전처리 방법의 성능을 비교분석하기 위해 FASCODE 데이터를 바탕으로 기본적인 전처리 방법과 제안한 전처리방법을 사용하여 학습 코디 추천

대화셋을 전처리한다. 전처리 된 데이터를 사용하여 간단한 word2vec 모델을 학습하고, FASCODE의 검증데이터를 사용하여 가중치 켄달타우(Weighted Kendall's tau, WKT)성능지표를 통해 성능을 비교 분석한다. 가중치 켄달타우(WKT)는 순위 상관계수의 한 종류이며 두 변수들 간의 순위를 비교하여 연관성을 계산하는 방법이다.

4-1. 데이터셋

FASCODE 데이터셋의 학습 코디 추천 대화셋(ddata)과 의상 메타데이터(mdata)를 실험에 사용한다. ddata는 7325건의 대화셋 중 추천에 실패한 710건을 제외하고 추천에 성공한 6525건의 데이터를 사용하였다.

4-2. 실험방법

기본적인 전처리 방법인 토큰화, 불용어제거, 형태소분석 과정을 거친 전처리 데이터와 본 논문에서 제안한 방법을 적용한 전처리 데이터를 사용하여 word2vec 모델을 학습하고 추천 성능을 비교한다. word2vec모델의 단어차원은 300, 최소 빈소수는 1, 학습 윈도우 사이즈는 136, 반복횟수는 100 그리고 Skip Gram 모델을 사용하여 학습하였다. 기본 전처리 데이터와 제안한 전처리 데이터를 각각 전처리된 의상 메타 데이터와 함께 word2vec의 학습데이터로 사용하였다. 각각 학습된 word2vec 모델을 사용하여 FASCODE 검증 데이터와 거리 값을 계산하고 검증 데이터 추천코디셋의 순위를 결정한다. 가중치 켄달타우(Weighted Kendall's tau, WKT)를 사용하여 예측된 추천코디셋 순위와 검증 데이터의 정답지를 비교하여 실험결과를 검증한다.

4-3. 실험결과

이 논문에서 제안한 전처리 방법을 사용하였을 때 WKT합은 77.36, WKT평균은 0.38로 기본적인 전처리 방법을 사용했을 때 보다 모든 지표에서 성능이 우수하였다.

<표 5> 가중치 켄달타우를 사용한 성능비교

평가지표	기본방법	제안한 방법
WKT 합	23.45	77.36
WKT 평균	0.11	0.38

5. 결론

이 논문에서는 대화질의 기반 추천시스템 모델의 학습을 위해 FASCODE 데이터셋의 학습 코디 추천 대화셋과 의상 메타데이터의 전처리 방법을 제안하고 그 가능성에 대해 평가하였다. 복잡한 구성을 갖는 대화질의 데이터셋은 기본적인 전처리방법보다 제안하는 전처리방법이 효과적임을 간단한 실험을 통해 알 수 있었다. 향후에 제안한 전처리 방법과 ELMO, BERT와 같은 성능이 우수하다고 검증된 자연어처리 모델을 함께 사용한다면 우수한 성능의 대화질의 기반 패션 추천 모델을 개발할 수 있을 것으로 기대된다.

향후에는 학습 코디 추천대화셋, 의상 메타데이터와 의상 이미지를 기반으로 다중 모드 데이터를 활용한 전처리 방법을 연구하고자 한다.

Acknowledgment

본 과제(결과물)는 교육부와 한국연구재단의 재원으로 지원을 받아 수행된 사회맞춤형 산학협력 선도대학(LINC+) 육성사업의 연구결과입니다.

참고문헌

- [1] 송민석, "AI 기반 패션 추천 서비스 개발: 삼성물산 산학연구 소개" ie 매거진 28권, 1호, 12-16p, 2021
- [2] 이설화, 이찬희, 조재춘, 임희석, "암묵적 사용자 프로파일링을 통한 딥러닝기반 지능형 선호 패션 추천", 한국융합학회논문지, 9권, 12호, 25-32p, 2018
- [3] 민선욱, 최영인, 김동균, 이주현, "딥러닝 기반 나이 예측과 자연어처리를 활용한 의류추천 시스템", 한국통신학회 하계종합학술대회, 2020
- [4] 김형숙, 이종혁, 이현동, "인공지능 기반 개인 맞춤형 의류 추천 서비스 개발", 스마트미디어저널, 10권, 1호, 116-123p, 2021
- [5] 한국전자통신연구원(ETRI), "FASCODE 데이터", <https://fashion-how.org/ETRI/board20.html>